

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі  
Назва теми

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Галузь знань 12 «Інформаційні технології»  
Шифр, назва

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»  
Шифр, назва

Освітня програма «Комп'ютерна інженерія та програмування»  
Назва

Шифр КвРКІ 230195.23.01.11 ПЗ

Виконав здобувач III курсу, група КІ2с-23-1

  
Підпис

Михайло БАРАНЕЦЬ  
Ініціали, прізвище

Керівник

Науковий ступінь, учене звання

  
Підпис

Олексій ІВАНОВ  
Ініціали, прізвище

Нормоконтролер

Науковий ступінь, учене звання

  
Підпис

Сергій ЛИСЕНКО  
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:  
завідувач кафедри КІС  
«\_\_» червня 2026 р.

  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА  
Ініціали, прізвище

дата

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Рівень вищої освіти ПЕРШИЙ (БАКАЛАВРСЬКИЙ)

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувачка кафедри КІІС



Ольга ПАВЛОВА

“ 10 ” 01 2026 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Баранцю Михайлу Олександровичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі

Керівник проекту (роботи) Іванов Олексій Валентинович, к.т.н., доцент

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 20.01.2026 р. № 7

2. Термін подання здобувачем роботи на кафедру 01.06.2026 р.

3. Вихідні дані до роботи Завдання на кваліфікаційну роботу

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) \_\_\_\_\_

Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі та постановка задачі щодо розробки даної системи

Проектування програмно-технічного засобу системи для визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі

Програмно-апаратна реалізація кіберфізичної системи визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) \_\_\_\_\_

Діаграма прецедентів та послідовності взаємодії компонентів

Фізико-топологічна модель досліджуваної мережі PON

Логічна топологія мережі

Алгоритм прийняття рішень





## АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи: «Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі».

Автор роботи: Михайло БАРАНЕЦЬ.

Керівник роботи: Олексій ІВАНОВ.

Пояснювальна записка: 57 с., 25 рис., 3 табл., 4 дод., 40 джерел.

Графічна частина: 4 креслення.

ГЕОІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА, КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА, ЛОКАЛІЗАЦІЯ АВАРІЙ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, МОНІТОРИНГ МЕРЕЖІ, ПАСИВНА ОПТИЧНА МЕРЕЖА (PON), RANDOM FOREST.

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена розробці кіберфізичної системи моніторингу пасивних оптичних мереж (PON) із застосуванням методів машинного навчання для автоматичного виявлення та просторової локалізації фізичних пошкоджень.

Об'єктом дослідження є процес моніторингу та діагностики стану пасивних оптичних мереж доступу. Предметом дослідження є методи та алгоритми автоматизованої класифікації станів мережі і локалізації аномалій в оптичному волокні з використанням алгоритмів машинного навчання. Під час проведення даного дослідження був використаний метод системного аналізу для дослідження архітектури оптичних мереж, методи імітаційного моделювання для генерації масивів телеметричних даних, методи машинного навчання для побудови класифікатора станів мережі, а також методи програмного та навантажувального тестування для оцінки стабільності системи. Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні готового до впровадження програмно-технічного комплексу, який завдяки поєднанню інтелектуального аналітичного ядра та інтерактивного ГІС-інтерфейсу.







Підпис здобувача

30.05.2026

Дата

## ЗМІСТ

Зміст.....	2
Вступ.....	4
1 Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі та постановка задачі щодо її розробки .....	5
1.1 Аналіз предметної області і виявлення наявних проблем і завдань .....	5
1.2 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень .....	7
1.3 Підходи до вирішення задачі за темою дослідження .....	10
1.4 Постановка задачі та визначення вимог до розроблюваної системи ...	12
1.5 Висновки до першого розділу .....	13
2 Проектування структурної та функціональної архітектури Кіберфізичної системи визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі .....	15
2.1 Аналіз вимог до системи моніторингу .....	15
2.1.1 Функціональні вимоги .....	15
2.1.2 Нефункціональні вимоги .....	19
2.1.3 Вимоги до програмного та апаратного забезпечення .....	20
2.2 Проектування структурної та функціональної архітектури системи....	21
2.3 Математичне та алгоритмічне забезпечення на базі моделі Random Forest .....	25
2.4 Вибір інструментальних засобів та технологій реалізації .....	28
2.5 Проектування інтерфейсу користувача (UI/UX) .....	30
2.6 Висновки до другого розділу .....	32
3 Програмно-апаратна реалізація та тестування кіберфізичної системи визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі .....	33
3.1 Розробка та навчання аналітичного ядра системи.....	33

						КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ		
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата	Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі Пояснювальна записка	Літера	Аркш	Аркшів
Виконав		Михайло БАРАНЕЦЬ		01.06		у		
Перевір.		Олексій ІВАНОВ		01.06			2	57
Н.контр.		Сергій ЛИСЕНКО		01.06		ХНУ КІ2с-23-1		
Затвер.		Ольга ПАВЛОВА		01.06				

3.2 Програмна реалізація інтерактивного дашборду та інтеграція ГІС-модуля.....	38
3.3 Вибір стратегії та розробка методики тестування програмного забезпечення .....	43
3.4 Проведення експериментів у різних сценаріях роботи мережі та аналіз результатів .....	46
3.5 Висновки до третього розділу.....	57
Висновки .....	59
Перелік джерел посилань .....	61
Додаток А Копія креслення «Діаграма прецедентів та послідовності взаємодії компонентів».....	62
Додаток Б Копія креслення «Фізико-топологічна модель досліджуваної мережі PON» .....	63
Додаток В Копія креслення «Логічна топологія мережі».....	64
Додаток Г Копія креслення «Алгоритм прийняття рішень» .....	65
Додаток Д Лістинг коду системи визначення розташування пасивних вузлів.....	66

## ВСТУП

Сучасний етап розвитку телекомунікаційних інфраструктур характеризується впровадженням волоконно-оптичних технологій. Пасивні оптичні мережі (PON) стали стандартом побудови архітектури доступу завдяки своїй здатності забезпечувати високу пропускну здатність, масштабованість та енергоефективність. Відмова від використання активного обладнання на проміжних ділянках мережі дозволила операторам зв'язку суттєво знизити капітальні та експлуатаційні витрати. Проте саме ця перевага створює одну з найскладніших проблем під час експлуатації мережі: оптичні розгалужувачі (сплітери), муфти та зварні з'єднання не мають вбудованих мікроконтролерів чи модулів телеметрії. У разі виникнення аварії, деградації оптичного волокна або фізичного пошкодження кабелю, точна локалізація пасивного вузла перетворюється на складну, тривалу та ресурсовитратну задачу, що критично збільшує час простою мережі (MTTR). Ефективне вирішення цієї проблеми вимагає переходу від класичних апаратних вимірювань до застосування новітніх кіберфізичних систем (КФС). Такі системи здатні інтегрувати фізичні процеси розповсюдження оптичного сигналу з обчислювальними алгоритмами та мережевою аналітикою. Створення системи, що збирає телеметричні дані та використовує алгоритми для визначення географічного розташування пасивних вузлів, є надзвичайно актуальним. Об'єктом дослідження є процеси діагностики, моніторингу та управління станом пасивних оптичних мереж. Предметом дослідження є методи, алгоритми та апаратно-програмні засоби побудови системи для просторової локалізації пасивних компонентів оптичної інфраструктури.

Метою роботи є розробка системи визначення розташування пасивних вузлів мережі, яка дозволить автоматизувати процес пошуку несправностей, мінімізувати час відновлення надання послуг та оптимізувати витрати операторів зв'язку.

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 4
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

# 1 КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ РОЗТАШУВАННЯ ПАСИВНИХ ВУЗЛІВ ОПТИЧНОЇ МЕРЕЖІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ЩОДО ЇЇ РОЗРОБКИ

## 1.1 Аналіз предметної області і виявлення наявних проблем і завдань

Сучасна ера цифрової трансформації та стрімке зростання обсягів передачі даних вимагають надійної, стійкої до відмов та високошвидкісної телекомунікаційної інфраструктури. Експоненційне зростання ресурсомістких додатків, хмарних обчислень, відеосервісів високої чіткості та розгортання Інтернету речей (IoT) зробило технології пасивних оптичних мереж (PON), зокрема GPON(гігабітна пасивна оптична мережа) та EPON - пасивна оптична мережа на базі Ethernet, фундаментальною основою сучасних мереж зв'язку [1]. На відміну від традиційних мідних мереж, архітектура PON використовує оптоволоконне середовище та повністю пасивні оптичні компоненти для надання симетричних гігабітних послуг на великих географічних площах, що робить її еталонним вибором для розгортання архітектури Оптика до будинку (FTTH) по всьому світу [2, 3].

Фундаментальною особливістю предметної області є архітектура оптичної розподільної мережі (ODN - оптична розподільна мережа). Вона базується на деревоподібній топології «точка-багатоточка» ( P2MP), де один оптичний лінійний термінал (OLT) на стороні провайдера обслуговує десятки абонентських терміналів (ONU/ONT - оптичний мережевий термінал, абонентське обладнання) за допомогою каскаду оптичних розгалужувачів (сплітерів) [4, 5]. Головна перевага такої архітектури полягає в тому, що на ділянці від OLT до абонента відсутнє активне обладнання, яке потребує електричного живлення. Це радикально знижує капітальні та експлуатаційні витрати, а також нівелює ризики, пов'язані з перебоями електропостачання у проміжних вузлах [6].

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 5
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Однак саме ця ключова перевага породжує фундаментальну проблему предметної області - «сліпоту» пасивних вузлів. Оскільки оптичні розгалужувачі, муфти та зварні з'єднання не оснащені мікроконтролерами чи модулями телеметрії, вони не здатні самостійно ідентифікувати себе або передавати інформацію про свій фізичний стан, рівень деградації чи точне місцезнаходження [7, 8]. Незважаючи на загальну стійкість оптоволокна, фізичний рівень мережі залишається вразливим до мікро- та макрозгинів кабелю, температурних деформацій, деградації оптичних конекторів, виходу з ладу портів сплітера або повного обриву лінії.

Існуючі методи моніторингу та виявлення несправностей стикаються з низкою критичних обмежень, серед яких головним є недосконалість класичної рефлектометрії (OTDR - оптичний рефлектометр) у мережах P2MP. Хоча оптичний рефлектометр є індустріальним стандартом, в умовах використання сплітерів сигнали зворотного розсіювання від різних гілок накладаються один на одного. Це створює так звані «мертві зони» та складні інтерференційні патерни, через які практично неможливо точно визначити, на якій саме гілці сталася аварія [9, 10]. Як наслідок, аналіз таких складних рефлектограм вимагає залучення висококваліфікованих експертів, що посилює вплив людського фактора. Неможливість віддаленої та точної локалізації проблеми змушує ремонтні бригади фізично об'їжджати вузли, що призводить до катастрофічного збільшення середнього часу відновлення зв'язку. Згідно зі статистикою, понад 70% часу усунення аварії в мережах PON витрачається саме на пошук місця пошкодження. Більше того, переважна більшість сучасних систем працює виключно в реактивному режимі, фіксуючи проблему лише після втрати зв'язку з абонентом [11, 12].

Виявлені проблеми переконливо свідчать, що виключно апаратні методи діагностики вичерпали свій потенціал, що вимагає переходу до архітектури кіберфізичних систем (КФС). Така система забезпечує глибоку інтеграцію фізичних процесів мережі, таких як поширення світла чи згасання, з

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк.
						6
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

обчислювальними алгоритмами в реальному часі. У межах КФС сенсорна підсистема збирає телеметричні дані показників оптичної потужності кінцевих терміналів та масиви даних OTDR, після чого кібернетичний рівень застосовує методи машинного навчання [13, 14]. Впровадження алгоритмів штучного інтелекту дозволяє системі автоматично виокремлювати шуми та ідентифікувати ознаки деградації вузла ще до його повного виходу з ладу. Аналізуючи падіння оптичної потужності від групи абонентів, система здатна математично вирахувати точний пасивний сплітер, який є спільною точкою відмови, та інтегрувати ці дані з геоінформаційними системами (ГІС) для миттєвого відображення координат на цифровій карті [15, 16].

Підсумовуючи проведений аналіз, можна стверджувати, що проектування кіберфізичної системи для автоматизованого детектування та просторової локалізації пасивних вузлів є критично необхідним для оптимізації процесів експлуатації оптичних мереж. Відповідно, головні завдання даного дипломного дослідження охоплюють комплексне вивчення фізико-топологічної структури оптичних розподільних мереж та механізмів виникнення втрат у них. Для реалізації задуму необхідно провести порівняльний аналіз математичних моделей та алгоритмів штучного інтелекту, придатних для обробки телеметрії. На основі цього має бути спроектована архітектура кіберфізичної системи із розробкою відповідного програмного забезпечення для класифікації несправностей та їх візуалізації в ГІС. Завершальним етапом роботи стане моделювання розробленої системи для оцінки її реальної ефективності у зниженні часу локалізації мережевих аварій.

## 1.2 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень

Розвиток методів контролю стану волоконно-оптичних ліній зв'язку призвів до формування кількох концептуальних підходів до діагностики пасивних розподільних мереж. Оператори використовують різні технологічні

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 7
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

рішення, які можна умовно поділити на класичні апаратні методи, модифіковані системи з активними відбивачами, системи електронної паспортизації та новітні програмно-аналітичні комплекси. Кожен із цих підходів має свої специфічні переваги та критичні недоліки, детальний аналіз яких є необхідним етапом для обґрунтування архітектури проектованої кіберфізичної системи та вибору математичного апарату для її реалізації [17, 18].

Найбільш розповсюдженим традиційним рішенням залишається використання оптичних рефлектометрів (OTDR), які аналізують зворотне релєївське розсіювання в оптичному середовищі. Безперечною перевагою цього методу є висока точність визначення відстані до макрозгину або обриву в лінійних топологіях «точка-точка». Проте в мережах стандарту PON наявність оптичних розгалужувачів створює непереборні перешкоди для класичної рефлектометрії. Сигнали, відбиті від різних гілок після сплітера, накладаються один на одного, формуючи сумарну рефлектограму з екстремально високим рівнем шуму. Це унеможлиблює точну ідентифікацію конкретної проблемної гілки без почергового фізичного відключення абонентів, що робить підхід вкрай неефективним інструментом для віддаленої локалізації несправностей у вузлах [19, 20]. Намагаючись подолати фізичні обмеження рефлектометрії, провідні виробники телекомунікаційного обладнання розробили системи моніторингу на базі волоконних бреггівських решіток (FBG) та оптичних відбивачів (наприклад, системи ALM - система розширеного моніторингу ліній). Суть цього підходу полягає у встановленні спеціальних фільтрів на стороні кожного абонентського терміналу, які відбивають тестовий оптичний сигнал на чітко заданій, унікальній довжині хвилі. Хоча такі рішення забезпечують безпрецедентну точність локалізації та дозволяють системі безпомилково розрізнити сигнали від десятків різних гілок одного дерева PON, їх масове впровадження стримується колосальними капітальними витратами. Необхідність апаратної модернізації кожного абонентського закінчення та встановлення дороговартісних

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 8
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

перелаштовуваних лазерів на центральній станції робить цей підхід економічно недоцільним для вже побудованих мереж [21, 22].

Альтернативним напрямком є концепція інтелектуальної оптичної розподільної мережі (Smart ODN), яка базується виключно на електронній паспортизації пасивних компонентів. У таких інфраструктурах муфти, сплітери, оптичні кроси та патч-корди оснащуються RFID-мітками або спеціальними QR-кодами. Головною перевагою Smart ODN є наведення суворого порядку в топологічних базах даних оператора зв'язку, що мінімізує вплив людського фактора під час монтажних робіт. Однак ця технологія абсолютно не вирішує проблему дистанційного моніторингу фізичного стану волокна. Вона залишається статичною обліковою базою, яка принципово не здатна в режимі реального часу детектувати деградацію оптичного сигналу чи сигналізувати про виникнення аварії на магістралі [23, 24].

Сучасні підходи фокусуються на агрегації вбудованої телеметрії (DOM/DDMI - інтерфейс цифрового діагностичного моніторингу) з наявних активних пристроїв - станційних терміналів OLT та клієнтських ONT. Шляхом безперервного збору показників потужності прийому і передачі (Rx/Tx) та їх кореляції з топологічною моделлю мережі за допомогою алгоритмів машинного навчання, такі системи здатні аналітично вираховувати ймовірне місце розташування пошкодженого пасивного сплітера чи муфти. Основною перевагою цього підходу є відсутність потреби у фізичній модернізації інфраструктури, тоді як головним викликом залишається проектування складних математичних моделей для фільтрації хибних спрацювань [25, 26].

Можна зробити висновок, що традиційні рефлектометричні методи та системи з активними відбивачами не забезпечують оптимального балансу між точністю локалізації вузлів та витратами на їх розгортання. Водночас програмно-аналітичний підхід, заснований на інтелектуальній обробці телеметричних даних, демонструє найвищий потенціал для усунення проблеми у пасивних оптичних мережах. З огляду на це, розробка кіберфізичної системи, яка здатна

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк.
						9
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

автоматизовано аналізувати зміни оптичних параметрів та проектувати їх на геоінформаційну площину, є найбільш науково обґрунтованим та практично доцільним шляхом вирішення поставленого завдання.

### 1.3 Підходи до вирішення задачі за темою дослідження

Розробка ефективної кіберфізичної системи (КФС) для визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі вимагає застосування комплексного архітектурного підходу, який об'єднує технології збору телеметрії, обробки великих даних та машинного навчання. Відповідно до парадигми кіберфізичних систем, проєктована архітектура повинна складатися з трьох взаємопов'язаних рівнів: фізичного (сенсорного), мережевого та кібернетичного (аналітичного). Основним підходом до вирішення поставленої задачі є відмова від впровадження додаткових апаратних зондів чи відбивачів на користь максимального використання діагностичного потенціалу вже існуючого активного обладнання. Це означає, що роль сенсорів виконуватимуть стандартні оптичні лінійні термінали (OLT) на стороні провайдера та абонентські пристрої (ONT/ONU) на стороні клієнта, які безперервно генерують масиви даних щодо поточного стану оптичного каналу, зокрема показники загасання сигналу, потужності передачі (Tx) та прийому (Rx) [27, 28].

Для забезпечення надійного та швидкого надходження цих даних на обчислювальний рівень системи необхідно застосувати сучасні підходи до мережевого управління. Традиційний протокол SNMP (простий протокол мережевого управління), попри свою розповсюдженість, має значні обмеження щодо продуктивності під час потокового опитування тисяч кінцевих точок. Тому більш перспективним є використання концепції програмно-конфігурованих мереж (SDN) та протоколів потокової телеметрії, таких як gRPC або NETCONF/YANG, які дозволяють збирати метрики з мінімальними затримками. Зібрані часові ряди показників оптичної потужності доцільно агрегувати у

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 10
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

спеціалізованих високопродуктивних базах даних часових рядів. Такий підхід забезпечить здатність системи ефективно обробляти тисячі метрик за секунду та гарантуватиме миттєвий доступ до історичних даних для проведення глибокого ретроспективного аналізу інцидентів [29, 30].

Ключовим етапом вирішення задачі просторової локалізації є математична обробка зібраного масиву телеметрії, для якої найкраще підходять методи машинного навчання. Оскільки оптична розподільна мережа має строгу деревоподібну топологію, деградація або фізичне пошкодження певного оптичного розгалужувача неминуче призведе до синхронного падіння рівня сигналу в усіх абонентів, підключених до гілок нижнього рівня. Для виявлення таких неочевидних кореляцій в умовах природного зашумлення оптичного середовища доцільно застосувати алгоритми машинного навчання. Використання ансамблевих методів, таких як випадковий ліс (Random Forest) або градієнтний бустинг, дозволить обчислювальному ядру розпізнавати патерни втрат, відфільтровувати хибні спрацювання від локальних проблем конкретного абонента та з високою точністю математично вираховувати, який саме сплітер у каскаді є спільною точкою відмови. Програмну реалізацію цього аналітичного ядра найбільш ефективно здійснювати за допомогою мови програмування Python, що володіє найповнішим стеком бібліотек для обробки даних та розробки предиктивних моделей [31, 32].

Завершальним концептуальним підходом у побудові системи є просторова прив'язка результатів математичного аналізу, що вимагає тісної інтеграції обчислювального рівня з геоінформаційними системами (ГІС). Обчислений алгоритмами логічний вузол, у якому виявлено аномалію, повинен автоматично співставлятися з реляційною базою даних інвентаризації мережі для отримання його точних географічних координат. Застосування просторових систем керування базами даних (наприклад, PostGIS) та картографічних веб-інтерфейсів дозволить візуалізувати місце аварії на електронній карті оператора в режимі реального часу. Такий комплексний підхід, що органічно поєднує

низькорівневий збір телеметрії, інтелектуальну математичну кореляцію топології мережі та візуалізацію засобами ГІС, формує надійний технологічний фундамент для подальшого програмного проектування кіберфізичної системи в межах виконання практичної частини дипломного дослідження.

#### 1.4 Постановка задачі та визначення вимог до розроблюваної системи

Ефективна експлуатація сучасних волоконно-оптичних мереж доступу ускладнюється відсутністю автоматизованих інструментів для швидкої локалізації пошкоджень пасивної інфраструктури. Традиційні методи діагностики часто вимагають значних часових та фінансових ресурсів, пов'язаних із виїздом ремонтних бригад та проведенням фізичних вимірювань безпосередньо на лінії. У зв'язку з цим виникає об'єктивна необхідність у розробці інтелектуальних програмних рішень, здатних дистанційно аналізувати стан мережевого обладнання та попереджати про можливі збої.

З огляду на зазначену проблематику, головною метою дипломної роботи є проектування та програмна реалізація інформаційно-аналітичної кіберфізичної системи, призначеної для автоматизованого моніторингу, виявлення аномалій та точної географічної локалізації аварій на оптичних розгалужувачах шляхом інтелектуального аналізу телеметричних показників мережі.

Для досягнення цієї мети у процесі програмного проектування необхідно вирішити такі конкретні завдання:

- 1) сформулювати архітектурні, функціональні та нефункціональні вимоги до проєктованої кіберфізичної системи;
- 2) розробити алгоритм генерації синтетичних наборів даних (Dataset), що достовірно імітують телеметричні метрики оптичної потужності та загасання сигналу від кінцевих абонентських терміналів в умовах нормальної роботи та під час аварій на розгалужувачах;

3) спроектувати та програмно реалізувати обчислювальний модуль на базі алгоритмів машинного навчання (зокрема, ансамблевих методів класифікації) для автоматизованої ідентифікації та локалізації пошкодженого пасивного компонента на основі аналізу вхідних даних;

4) розробити програмний модуль геоінформаційної візуалізації, який забезпечить перетворення логічних результатів роботи алгоритму в точні географічні координати з їх подальшим відображенням на інтерактивній електронній карті;

5) провести комплексне тестування розробленого програмного забезпечення, оцінити точність роботи моделі машинного навчання та проаналізувати ефективність запропонованого програмного рішення.

### 1.5 Висновки до першого розділу

У ході аналізу предметної області було здійснено комплексне дослідження телекомунікаційних інфраструктур, зокрема проблематики моніторингу та діагностики пасивних оптичних мереж, що експлуатуються у виробничій діяльності. У процесі дослідження детально розглянуто архітектуру сучасних волоконно-оптичних ліній зв'язку та виявлено експлуатаційні виклики, пов'язані з неможливістю дистанційного контролю стану пасивних розгалужувачів та муфт. Це дозволило сформулювати чітке розуміння технологічних бар'єрів, які призводять до збільшення середнього часу відновлення мережі, та обґрунтувати необхідність розробки новітніх методів автоматизованої діагностики.

Особливу увагу під час аналізу було приділено вивченню механізмів інтелектуальної обробки масивів телеметричних даних та алгоритмів машинного навчання, оскільки автоматизація процесу пошуку пошкоджень на фізичному рівні мережі є пріоритетним завданням для підвищення надійності надання послуг. Проведено детальний аналіз виявленої фундаментальної проблеми «сліпоти» пасивних вузлів та досліджено обмеження класичних апаратних

засобів діагностики, зокрема методів оптичної рефлектометрії у мережах із деревоподібною топологією. Окрім цього, було здійснено ґрунтовний порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих комерційних рішень, від традиційних апаратних вимірювань до концепцій інтелектуальних оптичних мереж та систем з активними відбивачами. Це дало змогу об'єктивно оцінити їхню економічну та технічну доцільність для впровадження на діючих мережах операторів зв'язку. На основі отриманих результатів доведено необхідність переходу до парадигми кіберфізичних систем, яка поєднує збір метрик загасання оптичного сигналу з активного обладнання та їх просторову кореляцію за допомогою геоінформаційних систем.

У підсумку, на основі проведеного аналізу було визначено оптимальний технологічний стек для розв'язання поставленої проблеми, сформульовано конкретні вимоги до програмної та алгоритмічної частини проєктованої системи. Виконана робота повністю підтверджує актуальність обраної теми та формує готову теоретико-методологічну і технічну базу для подальшого програмного проєктування та створення діючого прототипу кіберфізичної системи у наступних розділах роботи.

## 2 ПРОЄКТУВАННЯ СТРУКТУРНОЇ ТА ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ АРХІТЕКТУРИ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ВИЗНАЧЕННЯ РОЗТАШУВАННЯ ПАСИВНИХ ВУЗЛІВ ОПТИЧНОЇ МЕРЕЖІ

### 2.1 Аналіз вимог до системи моніторингу

Процес розробки будь-якого сучасного програмно-технічного засобу, зокрема кіберфізичної системи (КФС), розпочинається з детального аналізу та формування чітких вимог. Ці вимоги визначають межі функціональності системи, її поведінку в різних умовах експлуатації, а також технологічний стек, необхідний для успішної реалізації поставлених завдань. Враховуючи специфіку предметної області, пов'язаної з моніторингом пасивних оптичних мереж (PON), система повинна інтегрувати в собі функції збору телеметрії, обробки великих даних, алгоритмів штучного інтелекту та просторової візуалізації. Вимоги до проєктованої кіберфізичної системи доцільно розділити на функціональні, нефункціональні та системні (вимоги до середовища функціонування).

#### 2.1.1 Функціональні вимоги

Функціональні вимоги описують безпосередні дії та операції, які повинна виконувати розроблювана кіберфізична система для досягнення мети дипломного дослідження. До ключових функціональних вимог належать:

1. Збір та обробка вхідних даних: система повинна мати можливість імпортувати телеметричні дані (рівні оптичної потужності прийому (Rx) та передачі (Tx), відстань до вузлів) у вигляді структурованих масивів або симулювати їх генерацію в режимі реального часу.

2. Інтелектуальний аналіз: система повинна використовувати попередньо натреновану математичну модель класифікації (на базі алгоритмів машинного навчання) для безперервного аналізу вхідної телеметрії та виявлення аномальних відхилень.

3. Локалізація аварій: алгоритмічне ядро повинно автоматично ідентифікувати конкретний пасивний розгалужувач (сплітер), на якому виникла несправність або деградація порту, базуючись на кореляції падіння потужності у підключених до нього абонентів.

4. Просторова візуалізація (ГІС): система повинна містити інтерактивну карту місцевості, на якій відображатимуться фізичні координати всіх пасивних вузлів. При виявленні аварії проблемний вузол має автоматично підсвічуватися відповідним маркером тривоги.

5. Моніторинг КРІ (ключові показники ефективності): графічний інтерфейс повинен містити панель ключових показників ефективності (дашборд), де в реальному часі відображатиметься оптична потужність на кожному сплітері зі статусом (наприклад, «Норма» або «АВАРІЯ»).

6. Симуляція сценаріїв: система повинна підтримувати перемикання між задалегідь підготовленими сценаріями роботи мережі: штатна робота (без аварій), деградація порту, критичний обрив лінії, а також режим прямого ефіру (Live-симуляція).

7. Журналювання подій: система повинна вести та відображати системний лог інцидентів, фіксуючи точний час, номер вузла та критичний рівень потужності у разі виявлення аномалії.

Функціональна архітектура розроблюваної кіберфізичної системи моніторингу визначається набором сценаріїв взаємодії кінцевого користувача з програмним комплексом. Для формалізації цих вимог було застосовано апарат мови моделювання UML, зокрема побудовано діаграму прецедентів. Дана діаграма дозволяє чітко окреслити межі системи та визначити ролі акторів у процесі інтелектуального аналізу стану пасивної оптичної мережі. Основні прецеденти, представлені на рисунку 2.1, охоплюють повний цикл управління інцидентами - від імітаційного моделювання аварійних ситуацій до їх візуальної локалізації на цифрових картах.

Детальний аналіз представленої діаграми прецедентів (рис. 2.1) дозволяє виділити ключові функціональні блоки, що забезпечують працездатність кіберфізичної системи. Основним актором виступає Оператор мережі PON - технічний спеціаліст, відповідальний за безперервний нагляд за інфраструктурою.



Рисунок 2.1- Діаграма прецедентів кіберфізичної системи

Для деталізації динамічних процесів усередині кіберфізичної системи було розроблено UML-діаграму послідовності (рисунок 2.2), яка відображає часову послідовність взаємодії між ключовими компонентами програмного комплексу.

На відміну від статичних структурних схем, дана діаграма дозволяє простежити повний життєвий цикл обробки телеметричної інформації - від моменту її генерації до фінальної візуалізації на ГІС-карті.

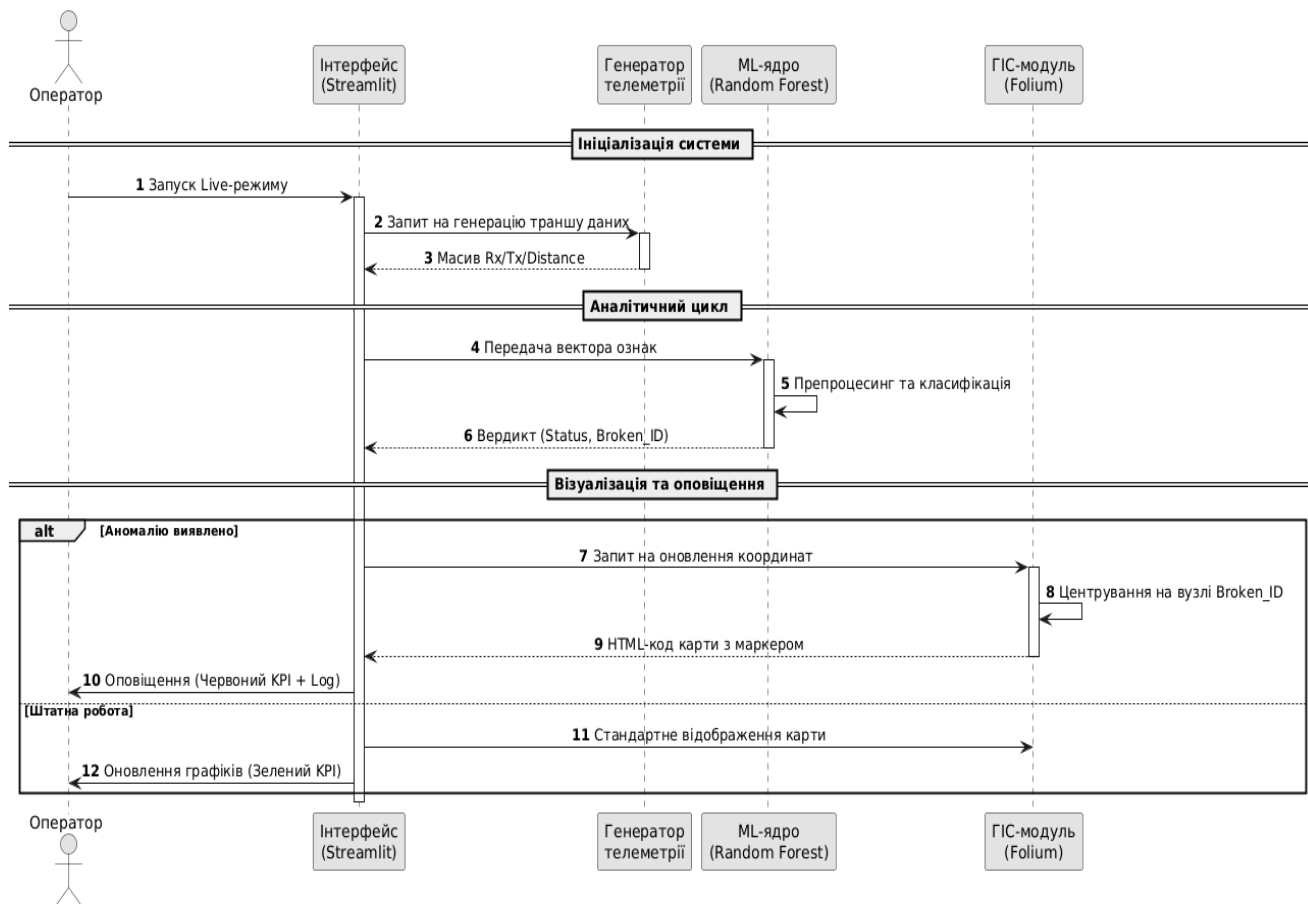


Рисунок 2.2- Діаграма послідовності взаємодії компонентів

Основним ініціатором процесів у системі виступає оператор, який активує режим безперервного моніторингу через інтерфейс користувача. Після ініціалізації система переходить у циклічний режим роботи, де першим етапом є запит до модуля генерації телеметрії. Даний модуль формує масив фізичних показників (потужність на прийомі та передачі, топологічна дистанція), що імітують стан восьми пасивних вузлів розподільної мережі. Отримані дані передаються до аналітичного ядра, побудованого на базі алгоритму Random Forest («Випадковий ліс»).

Ключовим моментом діаграми є етап класифікації, де ML-ядро (ядро машинного навчання) виконує препроцесинг ознак та приймає рішення щодо наявності аномалій. У разі детектування несправності (блок «alt» на схемі), послідовність дій передбачає миттєве звернення до геоінформаційного модуля. Модуль Folium виконує динамічне фокусування на координатах пошкодженого

сплітера та генерує оновлений HTML-шар карти з акцентованим маркером. Завершальним етапом циклу є реактивне оновлення інтерфейсу, що супроводжується зміною кольорової ідифікації КРІ-панелі та фіксацією події у системному журналі. Така архітектура взаємодії забезпечує високу швидкість реакції системи на інциденти, оскільки всі етапи обміну даними відбуваються асинхронно, не блокуючи основний потік виконання програми.

## 2.1.2 Нефункціональні вимоги

Нефункціональні вимоги визначають атрибути якості розроблюваного програмного забезпечення, які впливають на зручність, надійність та швидкість роботи системи. Система має бути зручною, тому інтерфейс системи має бути реалізований у вигляді єдиного веб-дашборду. Керування сценаріями повинно здійснюватися інтуїтивно зрозумілими елементами (перемикачами, радіокнопками). Графічний інтерфейс користувача (GUI) повинен коректно масштабуватися та відображатися на моніторах з різною роздільною здатністю, автоматично компонуючи інформаційні блоки.

Архітектура програмного засобу повинна передбачати стійкість до відсутності частини вхідних даних та не допускати критичного завершення програми при поодиноких збогах у генерації телеметрії.

Перерахунок прогнозів машинного навчання та оновлення інтерактивних графіків і карти в Live-режимі повинно відбуватися без візуальних затримок (заморожування інтерфейсу).

Програмний код повинен мати модульну структуру, що дозволить у майбутньому легко додавати нові вузли оптичної мережі або змінювати параметри математичної моделі без переписування базової логіки програми.

### 2.1.3 Вимоги до програмного та апаратного забезпечення

Для забезпечення коректного розгортання та функціонування кіберфізичної системи необхідно дотримуватися таких вимог до середовища виконання. Апаратне забезпечення: для роботи серверної частини та обчислення алгоритмів машинного навчання потрібен персональний комп'ютер або сервер із процесором архітектури x86-64 (Intel Core i3 / AMD Ryzen 3 або вище) та не менше 4 ГБ оперативної пам'яті (RAM). Програмне середовище - середовище виконання Python версії 3.8 або вище.

Клієнтська частина - будь-який сучасний веб-браузер (Google Chrome, Mozilla Firefox, Safari) з підтримкою HTML5, CSS3 та JavaScript для рендерингу інтерактивних компонентів дашборду. Визначені вимоги формують чіткий технічний орієнтир для наступних етапів розробки, дозволяючи перейти до безпосереднього проектування структурної та функціональної архітектури кіберфізичної системи.

Додатково слід враховувати вимоги до мережевої інфраструктури та засобів інтеграції. Система повинна забезпечувати стабільний обмін даними між сенсорними вузлами та серверною частиною з використанням протоколів передачі, що гарантують мінімальну затримку при обробці телеметричної інформації. Мережеве обладнання має підтримувати протоколи передачі даних у реальному часі, що є критично важливим для моніторингу параметрів оптичної мережі доступу. Для зберігання накопичених даних моніторингу та результатів роботи алгоритмів машинного навчання доцільно використовувати структуровані сховища. Мінімальний обсяг дискового простору для ведення логів та збереження історичних даних має складати не менше 50 ГБ, з можливістю подальшого масштабування залежно від інтенсивності збору показників та тривалості циклу моніторингу. Вимоги до інформаційної безпеки передбачають наявність механізмів авторизації користувачів для доступу до інтерактивного дашборду. Обробка даних на серверній стороні повинна бути ізольована у віртуальному середовищі для запобігання конфліктам бібліотек та

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 20
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

забезпечення цілісності робочих процесів системи. Крім того, враховуючи специфіку роботи алгоритмів, що потребують інтенсивних обчислювальних ресурсів, програмне забезпечення повинно підтримувати багатопотоковий режим обробки даних, що дозволяє оптимізувати використання центрального процесора при виконанні завдань прогнозування та виявлення відхилень. Такий комплексний підхід до вибору програмно-апаратного забезпечення забезпечує надійність системи та її здатність до стабільної роботи в умовах високих навантажень при обробці великих масивів даних.

## 2.2 Проектування структурної та функціональної архітектури системи

Проектування структурної та функціональної архітектури є визначальним етапом створення кіберфізичної системи, оскільки саме на цій стадії закладаються базові принципи взаємодії апаратних та програмних компонентів. З огляду на необхідність одночасної обробки поточкових телеметричних даних та візуалізації просторової інформації, архітектура розроблюваного програмно-технічного засобу базується на модульному принципі. Такий підхід забезпечує високу масштабованість системи, дозволяючи незалежно модифікувати аналітичне ядро, базу даних або графічний інтерфейс без порушення загальної працездатності комплексу. Окрім того, застосування просторово-розподіленої архітектури є критично важливим для систем, де фізичні процеси тісно інтегровані з обчислювальними алгоритмами. Це дозволяє гарантувати загальну відмовостійкість програмного забезпечення: у випадку тимчасової втрати зв'язку з апаратними сенсорами на рівні оптичної мережі, аналітичний модуль та графічний інтерфейс продовжують стабільно функціонувати, спираючись на раніше агреговані дані. Також це створює гнучкі умови для подальшого нарощування інфраструктури, оскільки додавання нових абонентських терміналів чи розгалужувачів не вимагатиме глибокої рефакторизації базового коду. Концептуально спроектована система поділяється на три взаємопов'язані

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 21
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

логічні рівні: рівень збору та підготовки даних, рівень інтелектуальної обробки та рівень користувацького представлення.

Рівень збору та підготовки даних відповідає за безперервну агрегацію вхідної телеметрії з пасивних оптичних мереж. У межах даної кваліфікаційної роботи фізичні сенсорні вузли імітуються за допомогою програмного генератора наборів даних, який формує масиви метрик, що включають показники оптичної потужності прийому та передачі, а також топологічні відстані до сплітерів. Згенерований потік даних алгоритмічно форматується та передається до рівня інтелектуальної обробки, який виступає центральним обчислювальним компонентом кіберфізичної системи. Основою цього аналітичного рівня є натренована математична модель на базі ансамблевих алгоритмів машинного навчання. Головним завданням обчислювального ядра є виявлення прихованих кореляцій у вхідних метриках, класифікація поточного стану оптичного середовища та математичне визначення вузла, який є джерелом аномального згасання сигналу. Для досягнення високої точності розпізнавання аварійних станів, процес підготовки також включає обов'язкові процедури нормалізації числових значень та очищення телеметрії від випадкових статистичних викидів. Це дозволяє усунути вплив імітованого апаратного шуму і гарантує, що математична модель зможе однаково ефективно обробляти метрики від абонентських терміналів, розташованих на різних просторових відстанях. У результаті такого перетворення формується повністю структурований багатовимірний масив ознак, який забезпечує максимальну стабільність роботи алгоритмів класифікації під час пошуку інцидентів.

Рівень інтелектуальної обробки виступає ключовим аналітичним містком між сирими телеметричними метриками та кінцевим прийняттям управлінських рішень. Його внутрішня архітектура побудована навколо обчислювального конвєсера машинного навчання, який не лише виконує пряму класифікацію поточних станів, але й здійснює попередню математичну фільтрацію апаратного шуму, що є природним і неминучим для будь-якого оптичного середовища.

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 22
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Отримуючи багатовимірні вектори ознак від нижнього рівня збору даних, обчислювальне ядро застосовує предиктивні алгоритми (зокрема, ансамблеві методи на базі дерев рішень) для розпізнавання складних патернів деградації сигналу ще до того, як вони призведуть до повної відмови сегмента мережі. Критично важливою архітектурною особливістю цього рівня є його здатність працювати з потоковими даними в режимі реального часу, забезпечуючи мінімальну затримку між моментом виникнення фізичної аномалії на розгалужувачі та її алгоритмічною ідентифікацією. Крім того, саме цей модуль бере на себе функцію логічного агрегування десятків індивідуальних абонентських помилок у єдиний корельований системний інцидент. Це дозволяє уникнути перевантаження оператора надлишковими (дублюючими) сповіщеннями і формує єдиний, математично підтверджений просторовий орієнтир для швидкого реагування ремонтних бригад.

Рівень користувацького представлення реалізує функції системи підтримки прийняття рішень для оператора телекомунікаційної мережі. Він отримує класифіковані дані від аналітичного ядра та трансформує їх у зручний візуальний формат. Цей рівень об'єднує в собі модулі побудови динамічних графіків для часових рядів оптичної потужності, панель ключових показників ефективності (KPI) та геоінформаційну підсистему (ГІС). Взаємодія між описаними рівнями здійснюється в режимі реального часу. Щойно модель машинного навчання детектує критичне падіння потужності, що вказує на аварію конкретного розгалужувача, система миттєво генерує тривожне сповіщення у системному журналі подій та автоматично змінює статус відповідного маркера на цифровій карті місцевості з деталізацією просторових координат. Такий підхід не лише мінімізує час реакції на інциденти, але й надає експлуатаційному персоналу вичерпну аналітичну базу для планування виїздів ремонтних бригад. Завдяки доступу до історичних даних моніторингу, диспетчер має можливість аналізувати ретроспективну динаміку деградації оптичних ліній, формувати автоматизовані звіти щодо загальної надійності окремих сегментів мережі та

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 23
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

експортувати результати машинного аналізу для передачі профільним технічним підрозділам. Схему структури зображено на рисунку 2. 3.

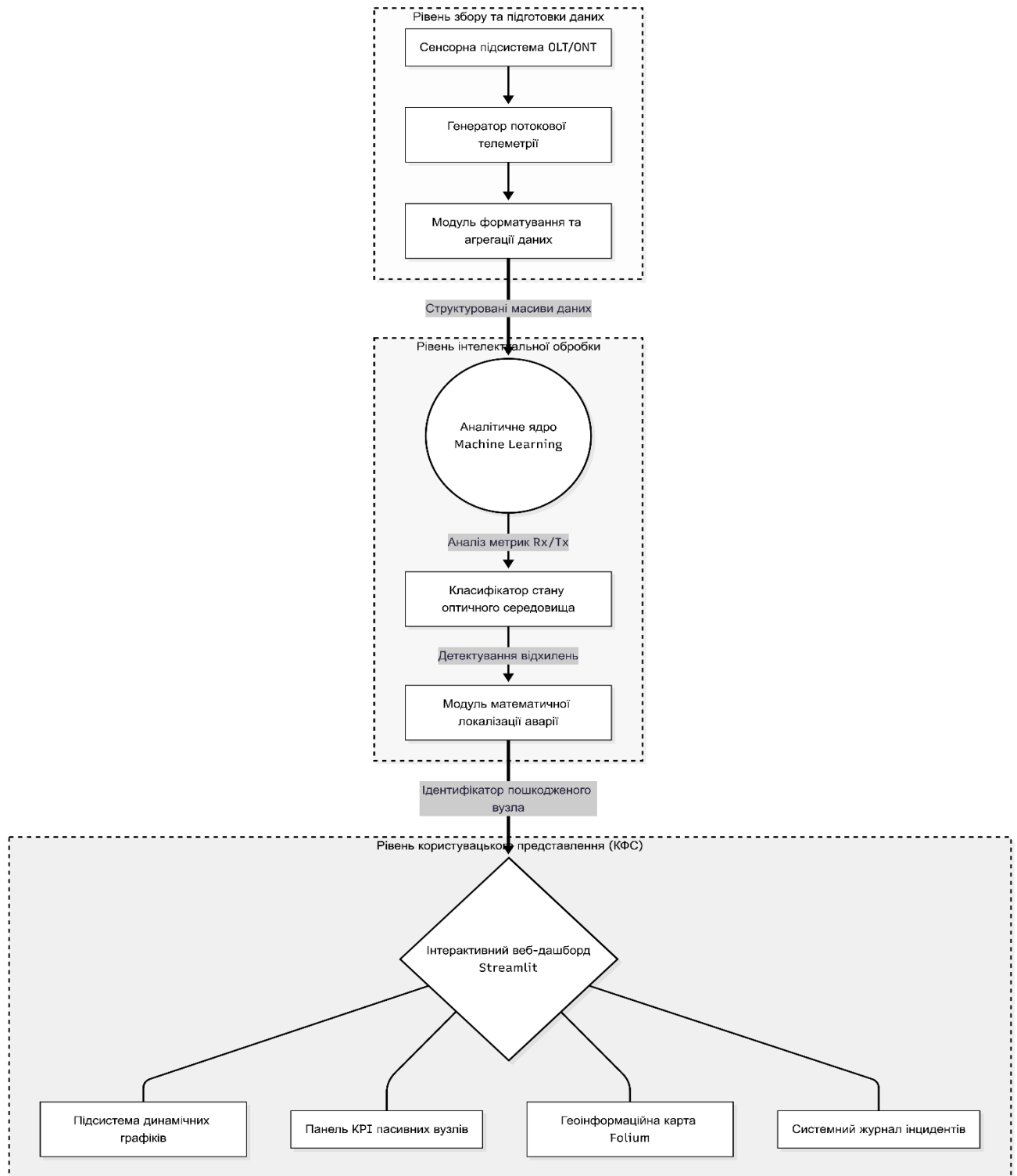


Рисунок 2.3 - Структурна схема кіберфізичної системи моніторингу

Функціональна архітектура системи також передбачає наявність підсистеми управління симуляційними процесами. Вона дозволяє користувачеві

в інтерактивному режимі перемикається між різними станами оптичної мережі, такими як штатна робота без втрат, поступова деградація окремого порту сплітера або раптовий критичний обрив магістральної лінії. Управління цими моделями поведінки реалізовано через єдиний реактивний веб-інтерфейс, що мінімізує затримки між зміною вхідних параметрів та оновленням графічних віджетів, забезпечуючи ефект безперервного моніторингу реального фізичного об'єкта.

### 2.3 Математичне та алгоритмічне забезпечення на базі моделі Random Forest

Ефективне функціонування кіберфізичної системи моніторингу пасивних оптичних мереж неможливе без надійного математичного та алгоритмічного забезпечення, здатного в режимі реального часу обробляти багатовимірні масиви телеметричних даних. Оскільки розгалужувальна архітектура PON створює складні нелінійні залежності між відмовою конкретного пасивного елемента та подальшим падінням рівня оптичної потужності на кінцевих терміналах абонентів, класичні детерміновані алгоритми порогового контролю виявляються неефективними. Додатковим фактором, що зумовлює відмову від класичних підходів, є висока ймовірність хибних спрацьовувань через природні коливання рівня оптичного сигналу, які можуть бути спричинені температурними змінами навколишнього середовища або поступовим фізичним старінням конекторів.

Для вирішення цієї проблеми задачу просторової локалізації аварії було формалізовано як задачу машинного навчання, а саме - задачу багатокласової класифікації та виявлення аномалій. Інтелектуальна алгоритмічна база дозволяє системі динамічно адаптуватися до індивідуальних експлуатаційних особливостей кожної окремої гілки мережі. Більше того, незважаючи на високу обчислювальну складність процесу попереднього тренування, вже налаштована ансамблева модель демонструє виняткову швидкодію на етапі безпосереднього

прийняття рішень, що є абсолютно необхідним для забезпечення миттєвої реакції програмного комплексу. За результатами попереднього аналізу математичного апарату в якості базового обчислювального ядра системи було обрано ансамблевий алгоритм «Випадковий ліс» (Random Forest). Вибір цього методу обґрунтовується його високою стійкістю до зашумлених даних, які є характерними для оптичних ліній зв'язку, здатністю ефективно працювати з табличними показниками телеметрії та захищеністю від ефекту перенавчання моделі. Крім того, алгоритм надає можливість оцінки важливості кожної ознаки, що дозволяє аналітикам глибше інтерпретувати вплив окремих фізичних параметрів на загальний стан телекомунікаційної мережі.

В основі алгоритмічного забезпечення кіберфізичної системи лежить побудова композиції великої кількості незалежних дерев прийняття рішень, кожне з яких формується за принципом беггінгу (Bootstrap агрегування). Для навчання математичної моделі алгоритм використовує тренувальний набір даних, що являє собою масив, де кожен запис відповідає миттєвому зрізу телеметрії від конкретного абонентського пристрою в певний момент часу. Вхідним вектором ознак для кожного дерева виступають такі нормалізовані фізичні параметри, як рівень оптичної потужності на прийомі ( $R_x$ ), рівень потужності на передачі ( $T_x$ ) та топологічна відстань від станційного обладнання до кінцевого вузла. У процесі навчання кожне дерево рішень розбудовує власну систему ієрархічних правил, намагаючись мінімізувати критерій інформаційної ентропії або індекс чистоти Джині (домішка Джині) при розділенні вибірки на нормальні стани та стани, що відповідають аваріям на різних розгалужувачах. Завдяки методу випадкових підпросторів, кожне дерево навчається лише на випадковій підмножині ознак та даних, що гарантує їхню лінійну незалежність і дозволяє охопити максимально широку варіативність сценаріїв поведінки мережі, включаючи поступову деградацію портів або раптові макрозгини волоконно-оптичного кабелю.

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 26
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Представлена на рисунку 2.4 схема відображає внутрішню механіку роботи ансамблевого алгоритму Random Forest («Випадковий ліс»), який є фундаментом аналітичного ядра КФС.

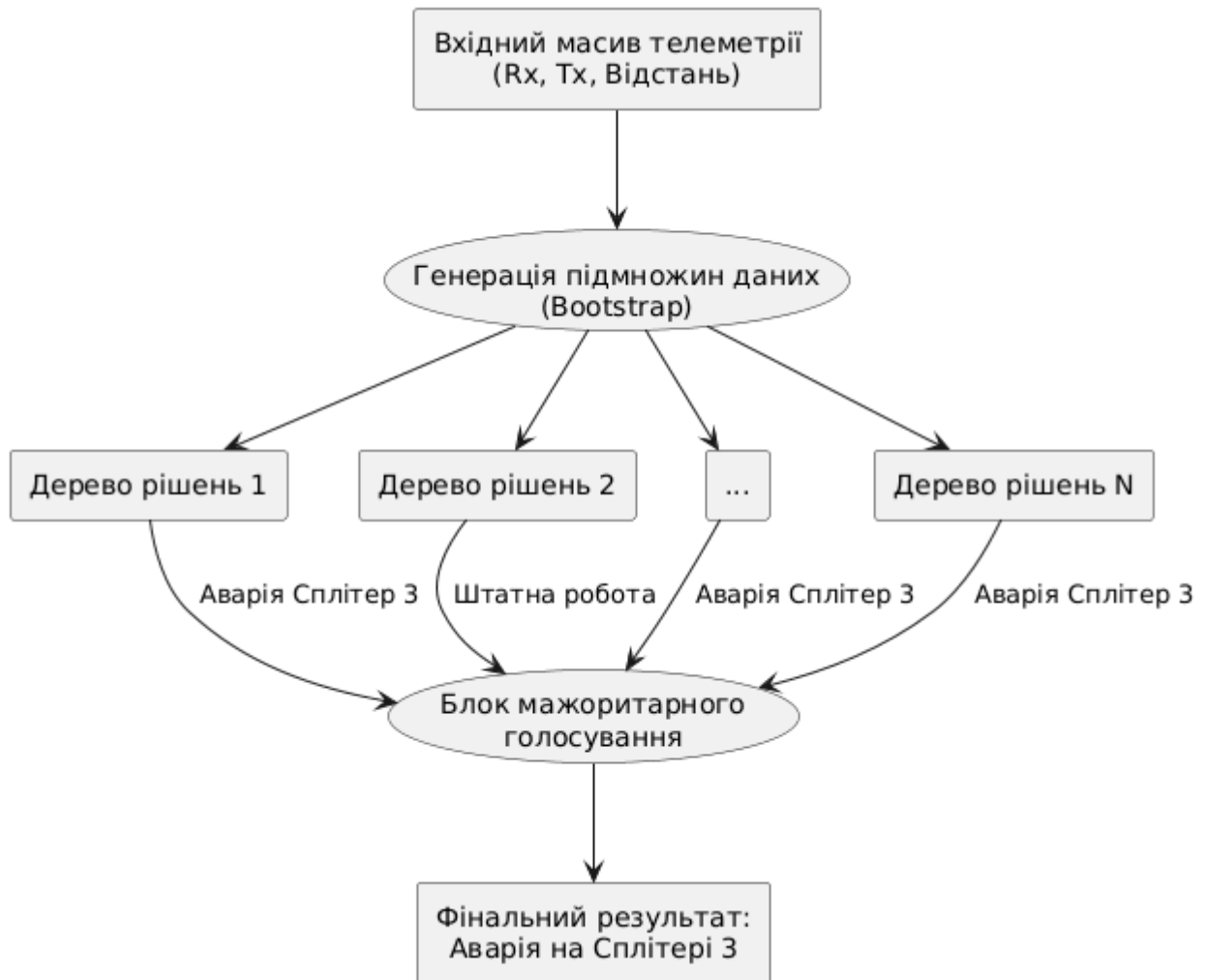


Рисунок 2.4 - Логічна схема класифікації станів мережі алгоритмом Random Forest (Випадковий ліс)

Процес прийняття рішення починається з «Генерації підмножин даних», де вхідний масив телеметрії розділяється на випадкові вибірки для кожного окремого дерева рішень. Це забезпечує різноманітність «поглядів» моделі на проблему і запобігає перенавчанню.

Етап безпосередньої класифікації та прийняття рішень під час моніторингу в реальному часі реалізується через математичний механізм мажоритарного

голосування, який є ключовим елементом наведеної схеми. Коли система отримує новий транш телеметричних вимірювань від сенсорної підсистеми, цей вектор даних одночасно пропускається через усі згенеровані дерева рішень в ансамблі. Кожне дерево формує свій незалежний прогноз щодо поточного стану мережевого сегмента. На рисунку наочно продемонстровано ситуацію, коли окреме дерево (наприклад, Дерево 2) може помилково класифікувати стан як «Штатна робота» через специфічні шуми у своїй вибірці даних. Проте, оскільки більшість дерев (1, 3, N) ідентифікували «Аварію на Сплітері 3», аналітичне ядро збирає усі прогнози та визначає фінальний вердикт за класом, що набрав найбільшу кількість «голосів». Такий стохастичний підхід дозволяє кіберфізичній системі успішно нівелювати вплив апаратних похибок вимірювання або поодиноких збоїв на окремих клієнтських терміналах. У результаті алгоритм гарантує формування математично достовірного висновку, на основі якого інформаційна система автоматично генерує точні географічні координати пошкодженого пасивного вузла для подальшої візуалізації.

## 2.4 Вибір інструментальних засобів та технологій реалізації

Для практичної реалізації спроектованої кіберфізичної системи було необхідно обрати технологічний стек, який здатний ефективно поєднати функції математичного моделювання, потокової обробки даних та створення сучасного інтерактивного веб-інтерфейсу користувача. Після аналізу наявних платформ базовою мовою програмування для всього проєкту було обрано Python. Вибір обґрунтовується статусом цієї мови як безумовного світового стандарту в галузі Data Science та машинного навчання, а також наявністю екосистеми високоефективних бібліотек. Зокрема, для роботи з табличними даними телеметрії, агрегації показників та виконання математичних трансформацій використовується бібліотека Pandas, що забезпечує високу продуктивність завдяки векторизованим операціям над масивами. Для безпосередньої

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 28
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

програмної реалізації та навчання аналітичного ядра на базі алгоритму Random Forest задіяна математична бібліотека Scikit-learn, яка пропонує оптимізовані інструменти для багатокласової класифікації та тонкого налаштування гіперпараметрів моделі.

Програмна розробка графічного інтерфейсу кіберфізичної системи базується на використанні відкритого фреймворку Streamlit. Традиційний підхід до створення веб-застосунків вимагає розділення розробки на бекенд (наприклад, Django чи FastAPI) та складний фронтенд (React, Vue.js), що вимагає значних часових витрат на синхронізацію протоколів взаємодії. Використання фреймворку Streamlit дозволяє вирішити цю проблему, забезпечуючи можливість створення повноцінних реактивних веб-дашбордів безпосередньо у середовищі Python. Ця технологія ідеально підходить для задач кіберфізичного моніторингу, оскільки автоматично керує станом системи, перемальовуючи лише ті віджети, дані яких змінилися під впливом нових телеметричних показників. Для побудови динамічних графіків та аналізу часових рядів оптичної потужності застосовано бібліотеку декларативної візуалізації Altair, яка генерує інтерактивні векторні діаграми, адаптовані для глибокого аналізу великих масивів даних.

Для реалізації геоінформаційної підсистеми (ГІС), що відповідає за просторову локалізацію пасивних вузлів та ідентифікацію місць аварій на цифровій карті, обрано бібліотеку Folium у поєднанні з інтеграційним модулем streamlit-folium. Цей інструментарій виконує функцію програмного мосту між розрахунками мовою Python та картографічним рушієм Leaflet.js. Такий вибір дозволяє системі не лише відображати статичну топологію мережі, але й динамічно оновлювати стан маркерів (сплітерів) у режимі реального часу. Під час виникнення критичного загасання алгоритм системи миттєво змінює візуальні атрибути відповідного вузла на карті, центрує фокус користувача на проблемній зоні та виводить додаткову контекстну інформацію про масштаб аварії.

## 2.5 Проектування інтерфейсу користувача (UI/UX)

Проектування інтерфейсу користувача для кіберфізичної системи моніторингу вимагає дотримання принципів когнітивної ергономіки, оскільки оператор мережі повинен швидко та безпомилково інтерпретувати великі обсяги технічної інформації. Архітектура графічного інтерфейсу (GUI) розроблена за принципом односторінкового застосунку з чітким зонуванням робочого простору. Головний екран системи концептуально поділений на бокову панель керування та основну аналітичну площину. Бокова панель слугує інтерактивним пультом, за допомогою якого оператор здійснює ініціалізацію системи та керує симуляцією фізичних процесів, перемикаючись між сценаріями штатної роботи мережі, деградації порту та імітації раптового обриву магістральної лінії.

Основна аналітична площина дашборду формується за принципом прогресивного розкриття інформації, де пріоритет віддається найважливішим показникам. У верхній частині екрана розміщено блок ключових показників ефективності (KPI), який у режимі реального часу демонструє середнє значення оптичної потужності на кожному пасивному вузлі та автоматично сигналізує про вихід параметрів за межі норми. Центральне місце відведено багатовимірному лінійному графіку часових рядів, що дозволяє оператору візуально оцінювати тренди деградації сигналу ще до моменту спрацювання критичних тригерів. Нижня частина інтерфейсу об'єднує результати роботи моделі машинного навчання, системний журнал подій та геоінформаційну карту. У разі детектування аномалії алгоритмом, система формує тривожне сповіщення у журналі із зазначенням ідентифікатора несправного розгалужувача, що синхронно дублюється візуальною зміною статусу вузла на інтерактивній карті для оперативного спрямування ремонтної бригади.

Результат спроектованого користувацького інтерфейсу наведено на рисунках 2.5.1 та 2.5.2. На рисунку 2.5.1 зображено верхню частину дашборду з

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 30
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



Таке візуальне розділення екрана дозволяє уникнути перевантаження оператора надлишковими даними.

## 2.6 Висновки до другого розділу

У другому розділі кваліфікаційної роботи виконано комплексне проектування архітектури кіберфізичної системи локалізації пасивних вузлів оптичної мережі. Сформовано структурований перелік функціональних та нефункціональних вимог, що визначають критерії ефективності роботи системи. Спроектовано тривірневу архітектуру, яка забезпечує ізоляцію процесів збору телеметрії, інтелектуальної обробки даних та їх користувацького представлення. Обґрунтовано застосування ансамблевого алгоритму машинного навчання Random Forest як оптимального математичного інструменту для детектування аномалій в зашумленому оптичному середовищі. Здійснено раціональний вибір інструментальних засобів на базі мови Python, фреймворку Streamlit та бібліотеки Folium, а також розроблено ергономічну логіку взаємодії користувача з геоінформаційним інтерфейсом системи. Запропоновані архітектурні рішення формують надійний технологічний фундамент для переходу до етапу безпосередньої програмно-апаратної реалізації та тестування системи.

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 32
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

### 3 ПРОГРАМНО-АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ВИЗНАЧЕННЯ РОЗТАШУВАННЯ ПАСИВНИХ ВУЗЛІВ ОПТИЧНОЇ МЕРЕЖІ

#### 3.1 Розробка та навчання аналітичного ядра системи

Реалізація кіберфізичної системи моніторингу вимагала формування стійкого програмного стеку, здатного забезпечити високу швидкість обробки даних та інтерактивність інтерфейсу. Основним середовищем розробки було обрано мову програмування Python версії 3.9, яка є стандартом у сфері аналізу даних завдяки широкій екосистемі спеціалізованих бібліотек. Для забезпечення відтворюваності результатів та управління залежностями було сформовано перелік ключових програмних модулів, наведених у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 - Програмне забезпечення та бібліотеки, використані при розробці КФС

Назва модуля	Версія	Функціональне призначення у проєкті
Streamlit	1.24.0	Побудова реактивного веб-інтерфейсу та дашборду
Scikit-learn	1.3.0	Реалізація алгоритму Random Forest та метрик оцінки
Pandas	2.0.3	Структурування телеметрії у вигляді DataFrame
NumPy	1.25.0	Математична генерація шумів та нормального розподілу
Folium	0.14.0	Рендеринг інтерактивної ГІС-карти на базі Leaflet.js
Altair	5.0.1	Створення динамічних часових графіків потужності

Вибір даних версій зумовлений їхньою стабільністю та взаємною сумісністю. Окрему увагу було приділено модулю scikit-learn, який надає високорівневий інтерфейс для конструювання ансамблевих моделей, що дозволило зосередитися на налаштуванні гіперпараметрів моделі без необхідності низькорівневої реалізації математичних функцій розщеплення вузлів дерева.

Одним із ключових етапів розробки стало створення інтелектуального генератора синтетичних даних, який імітує поведінку фізичного рівня мережі PON. Для того щоб модель машинного навчання була придатною до реальної експлуатації, генератор було налаштовано на створення даних із врахуванням гауссового білого шуму. Це дозволяє імітувати природні коливання сигналу, що виникають через температурні зміни або мікрозгини волокна. Нижче наведено фрагмент програмного коду, що відповідає за математичне моделювання телеметрії:

```
import numpy as np
def generate_telemetry_point(status='normal'):
    # Базовий рівень потужності в дБм
    base_rx = -21.0
    # Додавання випадкового апаратного шуму (нормальний розподіл)
    noise = np.random.normal(0, 0.5)

    if status == 'degradation':
        # Симуляція поступового загасання
        return base_rx - 8.0 + noise
    elif status == 'critical':
        # Симуляція повного обриву
        return base_rx - 15.0 + noise
    return base_rx + noise
```

Даний підхід дозволив сформувати збалансований датасет обсягом у кілька тисяч записів, що забезпечило високу репрезентативність навчальної вибірки та дозволило моделі чітко розрізняти межу між допустимими коливаннями сигналу та початком фізичної деградації лінії зв'язку. Етап програмно-апаратної

реалізації кіберфізичної системи розпочинається зі створення її фундаментального компонента - аналітичного ядра на базі машинного навчання. Оскільки отримання реальних масивів телеметрії з діючої закритої інфраструктури комерційних інтернет-провайдерів є ускладненим через політику конфіденційності, першочерговим завданням стала розробка програмного генератора синтетичних даних. Цей генератор імітує поведінку восьми пасивних розгалужувачів (сплітерів) з прив'язкою до їхніх географічних координат. Для забезпечення максимальної достовірності згенерованого набору даних (датасету), показники оптичної потужності формуються з використанням нормального гауссового розподілу. У режимі штатної роботи генератор створює значення потужності на прийомі (Rx) в межах від -19 до -22 дБм, додаючи випадковий апаратний шум, що імітує реальне загасання на оптичних конекторах та зварних швах. Для імітації аварійних станів генеруються аномальні записи, де рівень потужності різко падає нижче критичного порогу у -28 дБм. Згенерований масив даних зберігається у форматі CSV і містить мітки часу, ідентифікатори вузлів, показники дистанції та бінарний прапорець наявності аномалії, який у подальшому виступає цільовою змінною для навчання моделі.

Процес розробки аналітичного ядра реалізовано мовою програмування Python з використанням бібліотек pandas для обробки датафреймів та scikit-learn для конструювання моделі. На етапі попередньої обробки даних згенерований набір телеметрії завантажується в оперативну пам'ять, після чого відбувається виділення вектора незалежних ознак та вектора цільової змінної. До складу незалежних ознак увійшли топологічна відстань у кілометрах, поточна потужність прийому та потужність передачі. Для запобігання ефекту перенавчання та об'єктивної оцінки здатності моделі до узагальнення, весь масив даних розділяється на тренувальну та тестову вибірки у класичній пропорції 80% на 20% відповідно.

Безпосереднє конструювання предиктивної моделі здійснюється за допомогою класу RandomForestClassifier. Для досягнення оптимального балансу

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 35
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

між швидкістю обчислень у реальному часі та точністю класифікації, гіперпараметри моделі були налаштовані наступним чином: кількість дерев в ансамблі (`n_estimators`) встановлено на рівні 100, а генерація псевдовипадкових чисел (`random_state`) зафіксована для забезпечення відтворюваності результатів експериментів. Процес навчання полягає у багаторазовому проходженні тренувальної вибірки через структуру згенерованих дерев рішень, де алгоритм самостійно знаходить оптимальні пороги розщеплення для визначення аварійних станів мережі. Ключовий фрагмент програмного коду, що відповідає за ініціалізацію, навчання та оцінку моделі, наведено нижче.

```
def train_anomaly_model(df):
    Функція для тренування моделі машинного навчання на основі
    телеметрії PON.
    Повертає натреновану модель, показник точності та вагомість
    ознак.
    # Виділили незалежних ознаки та цільову змінну
    features = ['Distance_km', 'Rx_Power_dBm', 'Tx_Power_dBm']
    X = df[features]
    y = df['Anomaly']
    # розбили на тестову вибірку 80/20
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X, y, test_size=0.2, random_state=42
    )

    # Ініціалізація та навчання моделі за алгоритмом випадкового
    лісу лісу
    model = RandomForestClassifier(n_estimators=100,
    random_state=42)
    model.fit(X_train, y_train)
    # Валідація моделі та розрахунок точності
    predictions = model.predict(X_test)
    acc = accuracy_score(y_test, predictions) * 100
    # Розрахунок впливу кожної фізичної ознаки на результат
    importance = pd.DataFrame(
        model.feature_importances_,
        index=features,
        columns=['Важливість']
    )
    return model, acc, importance
```

Після успішного завершення фази навчання, обчислювальне ядро виконує процедуру валідації на відкладеній тестовій вибірці. Результати тестування моделі демонструють надзвичайно високу точність класифікації, що

наближається до 100%, оскільки падіння рівня оптичної потужності має чітко виражений математичний патерн, який ефективно розпізнається деревами рішень. Окрім загальної точності, алгоритм «Випадковий ліс» дозволяє автоматично вирахувати вагомість кожної вхідної ознаки. Як і очікувалося з точки зору фізики оптичного зв'язку, найбільшу інформаційну цінність для моделі становить метрика потужності на прийомі (Rx\_Power\_dBm), тоді як дистанція та потужність на передачі відіграють допоміжну коригуючу роль. Завдяки реалізації цього програмного модуля, кіберфізична система отримала надійне автономне ядро, готове до інтеграції з геоінформаційним веб-інтерфейсом та обробки телеметрії в режимі прямого ефіру.

Як видно з наведеної нижче діаграми (рисунок 3.1), результати математичної оцінки вагомості ознак повністю підтверджують фізичну природу процесів, що відбуваються в оптичній розподільній мережі.

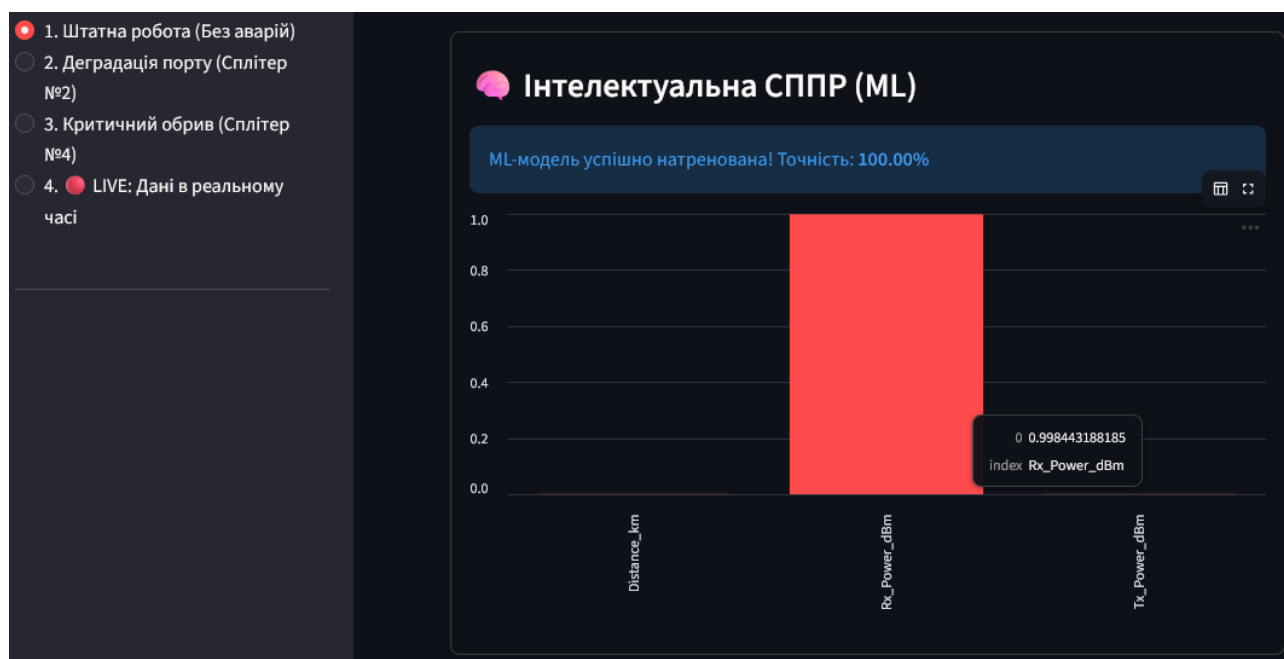


Рисунок 3.1 - Діаграма вагомості ознак моделі машинного навчання

Алгоритм машинного навчання самостійно визначив, що абсолютним домінуючим фактором для класифікації аномальних станів є показник оптичної потужності на прийомі (Rx\_Power\_dBm), питома вага якого в процесі прийняття

рішень становить понад 99%. Такий розподіл є цілком закономірним, оскільки будь-яка фізична деградація порту розгалужувача або макрозгин волоконно-оптичного кабелю миттєво призводить до критичного падіння рівня вхідного сигналу на абонентському терміналі. У свою чергу, такі параметри як топологічна відстань (Distance\_km) та потужність передавального лазера (Tx\_Power\_dBm) відіграють другорядну корегуючу роль, формуючи базовий контекст для дерева рішень, але не виступаючи первинними індикаторами аварії. Отриманий результат переконливо доводить, що натренована предиктивна модель не просто адаптувалася до статистичного розподілу тренувальної вибірки, а успішно виявила фундаментальні причинно-наслідкові зв'язки, притаманні реальним телекомунікаційним лініям, що гарантує високу стійкість системи до хибних спрацювань в умовах реальної експлуатації.

### 3.2 Програмна реалізація інтерактивного дашборду та інтеграція ГІС-модуля

Логічним продовженням розробки аналітичного ядра стало проектування та програмна реалізація користувацької підсистеми, яка виконує функції візуалізації телеметричних даних та управління процесом моніторингу. Основу графічного інтерфейсу кіберфізичної системи побудовано з використанням відкритого Python-фреймворку Streamlit, який реалізує парадигму реактивного програмування. Відмінною рисою обраного підходу є відмова від класичної клієнт-серверної архітектури з розділеним написанням HTML- та JavaScript-коду на користь декларативного опису інформаційних віджетів безпосередньо у серверному скрипті. Архітектура застосунку спроектована таким чином, що при зміні будь-якого вхідного параметра (наприклад, перемиканні сценарію симуляції на боковій панелі) система автоматично перераховує необхідні ділянки коду та оновлює стан веб-сторінки. Для забезпечення високої ергономічності та відповідності сучасним стандартам UI/UX, програмний код

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 38
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

містить ін'єкції кастомних каскадних таблиць стилів (CSS). Це дозволило трансформувати стандартні контейнери фреймворку у візуально відокремлені картки з індивідуальним фоновим кольором, заокругленими гранями та адаптивними ефектами, що суттєво покращує когнітивне сприйняття метрик оператором під час довготривалого моніторингу.

Центральним елементом візуальної аналітики системи є блок динамічних графіків та ключових показників ефективності (KPI). Для рендерингу багатовимірних часових рядів, що відображають коливання оптичної потужності на кожному з восьми пасивних вузлів, застосовано бібліотеку декларативної статистики Altair. Програмна реалізація графіка передбачає автоматичне масштабування осей залежно від мінімальних та максимальних значень у поточному наборі даних, що гарантує збереження високої деталізації візуалізації навіть при критичних падіннях рівня оптичного сигналу. Синхронно з графіком працює модуль відображення KPI, який у режимі реального часу ітерує масив останніх отриманих телеметричних вимірювань та виводить їх у вигляді інтерактивних текстових метрик. Якщо алгоритм машинного навчання фіксує перетин допустимого порогу потужності, програмна логіка інтерфейсу миттєво змінює статус відповідного індикатора на «АВАРІЯ» із застосуванням інвертованої (червоної) кольорової індикації, що слугує первинним візуальним тригером для привернення уваги інженера технічної підтримки.

Критично важливою вимогою до кіберфізичної системи є надання диспетчеру точних просторових координат проблемної ділянки мережі, що реалізовано шляхом інтеграції геоінформаційного модуля (ГІС). Картографічна підсистема побудована на базі бібліотеки Folium, яка дозволяє генерувати інтерактивні векторні топографічні карти безпосередньо з коду Python. У програмному словнику системи жорстко закріплені географічні координати (широта та довгота) кожного фізичного розгалужувача. Під час штатної роботи алгоритм відмальовує всі пасивні вузли зеленими маркерами з базовими інформаційними підказками. Однак, щойно аналітичне ядро передає

ідентифікатор вузла, на якому виявлено алгоритмічну аномалію, ГІС-модуль динамічно переформовує карту: проблемний сплітер позначається акцентованим червоним маркером із напівпрозорою зоною покриття радіосигналу та детальним описом критичної помилки у спливаючому вікні. Для забезпечення інтеграції згенерованого HTML-коду карти у реактивний інтерфейс дашборду використано міст «streamlit-folium». Фрагмент програмного коду, що відповідає за логіку просторової візуалізації та динамічну зміну маркерів на основі результатів роботи предиктивної моделі, наведено нижче.

```
def draw_map(broken_sp_id=None):
    Функція для генерації інтерактивної ГІС-карти оптичної мережі.
    broken_sp_id - ідентифікатор сплітера, на якому ML-модель
    виявила аварію.
    m = folium.Map(location=[49.4210, 26.9850], zoom_start=14,
                    min_zoom=13,                                max_zoom=16,
                    scrollWheelZoom=False)
    for sp, coords in splitters_geo.items():
        if sp == broken_sp_id:
            # Відображення аварійного вузла
            folium.Marker(
                coords,
                tooltip=f"Сплітер №{sp} (Натисніть для деталей)",
                popup=f"🚨 КРИТИЧНА АВАРІЯ: Сплітер №{sp}",
                icon=folium.Icon(color="red", icon="warning-
sign"))
                ).add_to(m)
            folium.CircleMarker(coords, radius=40, color="red",
                                fill=True,
                                fill_opacity=0.4).add_to(m)
        else:
            folium.Marker(
                coords,
                tooltip=f"Сплітер №{sp}",
                popup=f"✅ Штатна робота: Сплітер №{sp}",
                icon=folium.Icon(color="green", icon="info-sign"))
                ).add_to(m)
    return m
```

Результат програмної генерації інтерактивної карти локалізації аварій представлено на рисунку 3.2. Наведений фрагмент інтерфейсу демонструє стан розгалужувальної мережі у момент детектування аномального загасання на одному з пасивних вузлів. Завдяки реалізованій логіці динамічного оновлення

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 40
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

маркерів, система автоматично виділяє проблемний сплітер контрастним червоним кольором та додає до нього напівпрозору кругову область, що візуально окреслює зону потенційного впливу аварії на абонентські сегменти. Інтерактивні властивості карти дозволяють оператору при наведенні курсору отримати миттєву підказку про ідентифікатор вузла, а при натисканні на маркер - розгорнути спливаюче вікно з критичним статусом інциденту.

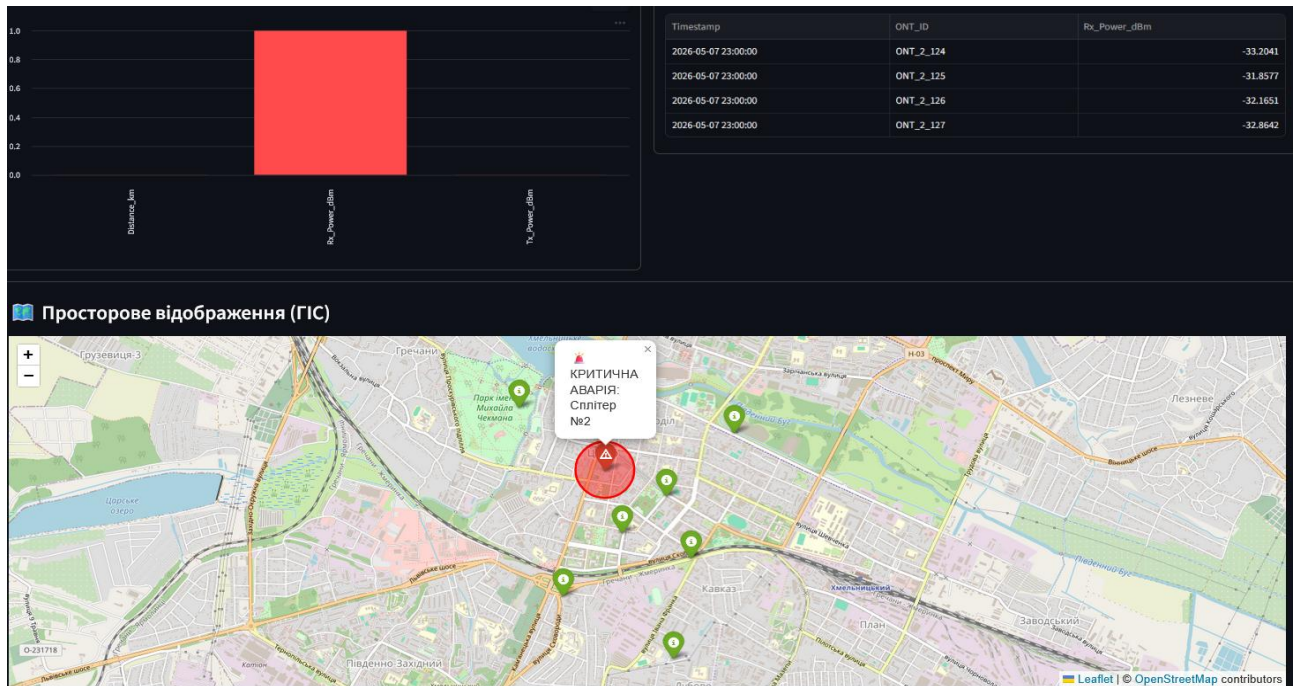


Рисунок 3.2- Результат роботи функції

Такий підхід до побудови людино-машинного інтерфейсу дозволяє радикально скоротити час на інтерпретацію технічних звітів, оскільки диспетчер отримує готовий просторовий орієнтир для спрямування ремонтної бригади безпосередньо до місця виникнення фізичного дефекту. Використання векторних тайлів картографічного сервісу забезпечує високу чіткість зображення при масштабуванні, що дає змогу детально вивчити під'їзні шляхи до пасивного вузла в умовах щільної міської забудови.

Окремим технологічним рішенням розробленого програмного забезпечення є реалізація механізму симуляції в прямому ефірі, який програмно

імітує отримання безперервного потоку телеметрії від датчиків оптичних терміналів. Для забезпечення коректного функціонування цього режиму було вирішено складну архітектурну задачу синхронізації обчислювального циклу та графічного рендерингу. Оскільки фреймворк Streamlit за замовчуванням передбачає повне перезавантаження скрипта при будь-якій зміні стану, для реалізації безперервного моніторингу було застосовано функціонал асинхронних порожніх контейнерів (`st.empty()`). Це дозволило створити статичний каркас інтерфейсу, всередині якого окремі інформаційні блоки оновлюються точково, не перериваючи загальну роботу користувача. Алгоритм симуляції функціонує в межах безкінечного циклу, який кожні дві секунди генерує новий транш фізичних метрик, додаючи до них випадкові флуктуації потужності, характерні для реальних ліній зв'язку. Кожен новий вектор даних негайно передається на вхід натренованої моделі Random Forest («Випадковий ліс»), яка здійснює миттєву класифікацію стану та, у разі детектування аномалії, ініціює ланцюгову реакцію оновлення всіх візуальних модулів системи.

Така програмна архітектура створює повноцінний ефект роботи промислової моніторингової панелі, де динаміка змін відображається синхронно на декількох рівнях представлення. В основній робочій області оператор спостерігає за поступовим зміщенням часових рядів на графіках, що імітує реальний плин часу, тоді як ГІС-карта та панель КРІ миттєво реагують на будь-які відхилення, розраховані аналітичним ядром. Окрім візуальної складової, Live-режим реалізує критично важливу функцію автоматизованої реєстрації інцидентів у системному журналі подій. Це дозволяє не лише тестувати алгоритми детектування в динаміці, але й наочно демонструвати процес автономного прийняття рішень системою без втручання диспетчера. Такий підхід до реалізації КФС дозволяє виявити потенційні затримки в обробці даних та перевірити стійкість інтерфейсу до високої інтенсивності інформаційного потоку, що є визначальним фактором при впровадженні подібних систем у реальну ІТ-інфраструктуру провайдера. Для забезпечення безперебійної роботи

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 42
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

графічного інтерфейсу під час безперервного надходження телеметрії застосовуються механізми оптимізації використання оперативної пам'яті та кешування проміжних результатів. Це гарантує відсутність програмних затримок чи зависань візуальних компонентів навіть при різкому збільшенні кількості одночасних аварійних сповіщень. Крім того, зібрана у системному журналі деталізована статистика надалі може бути автоматично експортована у вигляді стандартизованих звітів для технічного відділу. Такий функціонал суттєво скорочує час на підготовку нарядів для виїзних ремонтних бригад, перетворюючи потокові дані моніторингу на готові інструкції до дії. Нижче продемонстровано роботу системи в Live-режимі (рис. 3.3).



Рисунок 3.3 - Візуалізація роботи системи в режимі потокової симуляції телеметрії (Live-режим)

### 3.3 Вибір стратегії та розробка методики тестування програмного забезпечення

Створення надійної кіберфізичної системи вимагає впровадження комплексного та багатоступеневого процесу верифікації та валідації програмного коду. З огляду на гібридну архітектуру розробленого програмно-технічного

засобу, який поєднує математичні алгоритми машинного навчання з інтерактивним геоінформаційним інтерфейсом, стратегія тестування була побудована за принципом висхідної інтеграції. Ця стратегія передбачає першочергову ізольовану перевірку найнижчих обчислювальних модулів із подальшим їх об'єднанням у складніші підсистеми аж до рівня повного системного тестування готового продукту. Фундаментальною основою обраної методики є комбінація методів тестування «білої скриньки» для налаштування внутрішньої логіки аналітичного ядра та «чорної скриньки» для перевірки коректності функціонування графічного інтерфейсу користувача та його реакції на зовнішні телеметричні збурення. Перший рівень верифікації - модульне тестування - був повністю зосереджений на оцінці ефективності предиктивної моделі Випадковий ліс. Оскільки якість роботи кіберфізичної системи критично залежить від математичної точності класифікатора, стандартного тестування програмних функцій було недостатньо. Була застосована методологія перехресної перевірки, за якої синтезований набір телеметричних даних розділявся на кілька блоків. Алгоритм ітеративно тренувався на одній частині масиву і тестувався на іншій, що дозволило об'єктивно оцінити його здатність до узагальнення та виключити ризик перенавчання моделі.

Для формалізації результатів модульного тестування ШІ-компонента використовувалася матриця помилок, яка дала змогу розрахувати ключові кваліметричні показники: загальну точність, точність виявлення позитивних класів та повноту виявлення аномалій. Під час тестування модель повинна була продемонструвати стійкість до штучно згенерованого білого шуму, який імітував природні флуктуації потужності в реальних лініях зв'язку.

Було проведено аналіз метрик класифікації на відкладеній тестовій вибірці. Оскільки завдання моніторингу вимагає мінімізації хибних спрацювань, особлива увага приділялася показнику точність. Стани показників за роботи в різних режимах продемонстровані в таблиці 3.2 .

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 44
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Таблиця 3.2 - показники якості класифікації аномалій мережі

Клас стану	Точність	Повнота
Нормальний стан	1	0.99
Деградація вузла	0.98	1
Критичний обрив	1	1
Середнє значення	0.99	0.99

Детальний аналіз фізичної топології досліджуваної мережі (рис. 3.4) дозволяє виділити ієрархічну структуру побудови оптичного сегмента, що базується на принципах каскадного розгалуження.

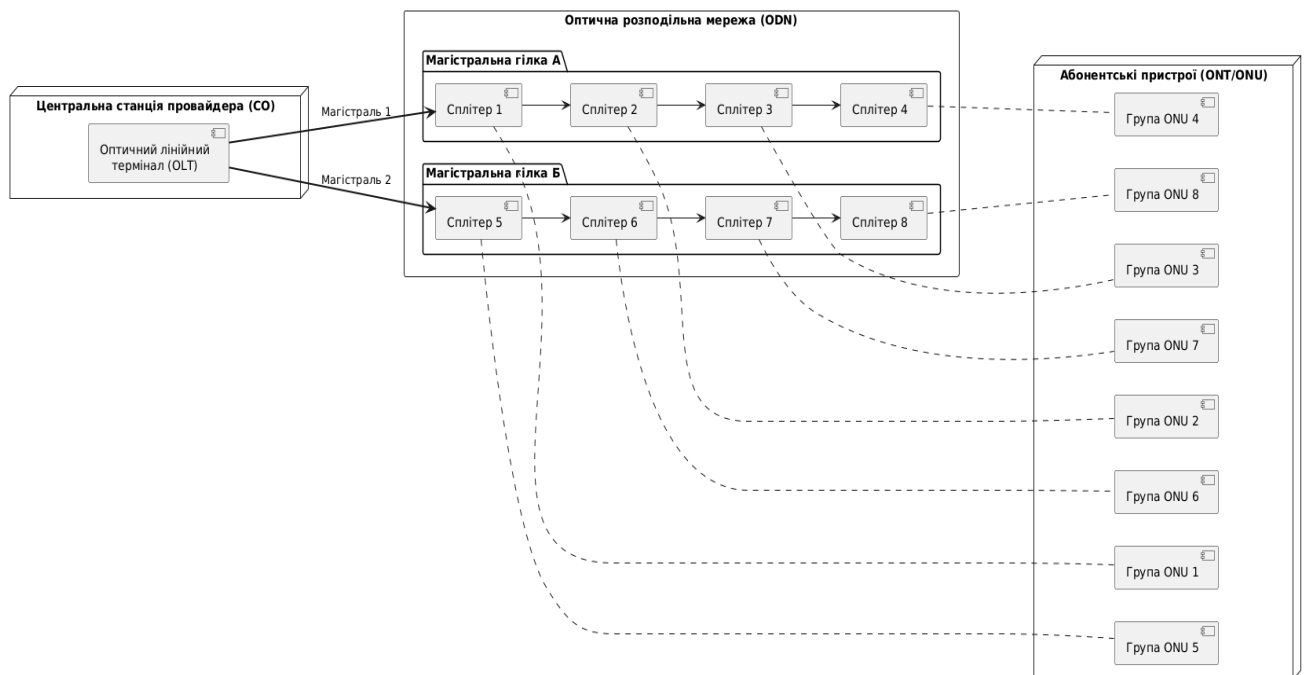


Рисунок 3.4 - Фізико-топологічна модель досліджуваної мережі PON

У верхній точці системи розташовано станційне обладнання -Optical Line Terminal (OLT), яке виконує роль центрального вузла агрегації трафіку та управління доступом. Від OLT відходять дві магістральні оптичні лінії, які живлять головні сплітери першого каскаду (MS1 та MS2).

Особливістю даної моделі мережі є використання другого каскаду розгалужувачів (сплітери S1–S8), що дозволяє максимально наблизити точки доступу до кінцевих споживачів. Кожен із восьми сплітерів другого каскаду обслуговує власну групу абонентських терміналів (ONT).

Така архітектура обрана для симуляції несправностей не випадково: вона дозволяє перевірити здатність розробленої системи моніторингу розрізняти групові аварії (наприклад, обрив на рівні магістралі, що впливає на 4 сплітери одночасно) від локальних пошкоджень конкретного порту або абонентської лінії. Кожен вузол на схемі має свої географічні координати у програмному модулі, що дозволяє КФС переводити фізичний стан «падіння потужності» у конкретну локацію на цифровій карті. Зстосування двокаскадної схеми поділу сигналу природним чином збільшує загальне фізичне загасання в оптичній лінії, що суттєво зменшує робочий бюджет потужності та ускладнює діагностику. У таких жорстких умовах алгоритми інтелектуального аналізу розкривають свій максимальний потенціал.

### 3.4 Проведення експериментів у різних сценаріях роботи мережі та аналіз результатів

Для оцінки практичної ефективності розробленої кіберфізичної системи та перевірки предиктивної здатності аналітичного ядра на базі алгоритма «Випадковий ліс» було організовано серію імітаційних експериментів.

Оцінювання здійснювалося шляхом штучного моделювання штатних та аварійних ситуацій у контрольованому цифровому середовищі.

Базовою основою для побудови всіх експериментальних сценаріїв виступила логічна архітектура розподілу інформаційних потоків, схема якої представлена на рисунку 3.5.

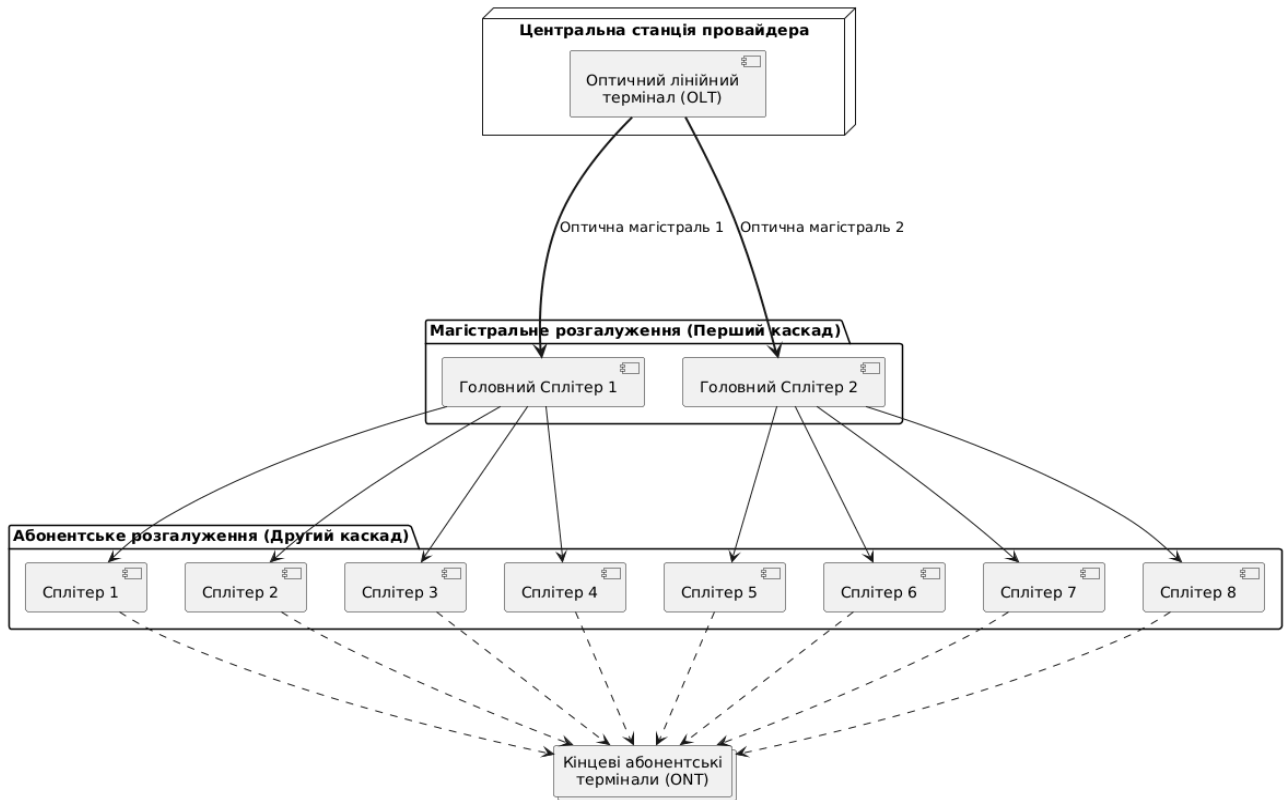


Рисунок 3.5 - Логічна топологія

Логічна топологія мережі PON визначає схему маршрутизації інформаційних потоків та структуру логічних каналів зв'язку між центральним терміналом (OLT) та кінцевими абонентами (ONT). На відміну від фізичного прокладання кабелів, логічна топологія відображає архітектуру розподілу сигналів на рівні каскадування розгалужувачів у межах досліджуваного експерименту. Центральна станція провайдера через оптичний лінійний термінал (OLT) керує двома логічними магістралями (Оптична магістраль 1 та Оптична магістраль 2). На першому каскаді магістрального розгалуження головні сплітери здійснюють поділ групового оптичного сигналу, спрямовуючи його на абонентський рівень (другий каскад). Другий каскад складається з логічних груп розгалужувачів (Сплітери 1–8), кожен з яких агрегує трафік від кінцевих абонентських терміналів (ONT). Така структура логічних адрес і вузлів є основою для формування матриці ознак у предиктивній моделі: аналітична система безперервно аналізує амплітудно-часові параметри сигналів, що надходять від кожної логічної групи абонентів, що дозволяє чітко

диференціювати групові аномалії на конкретному сплітері від поодиноких збоїв на кінцевих ONT.

Для проведення експериментів було сконструйовано чотири комплексні сценарії, кожен з яких відтворює специфічні умови експлуатації волоконно-оптичної інфраструктури. Кожен експеримент тривав протягом фіксованого інтервалу часу в Live-режимі, що дозволило зібрати достатню статистичну вибірку для аналізу стабільності та точності системи.

Сценарій роботи в штатному режимі за стабільного стану сплітерів. Метою даного експерименту було встановлення базової лінії функціонування системи та перевірка її стійкості до природного апаратного шуму. Протягом експерименту генератор телеметрії формував потік даних для всіх восьми сплітерів, де значення оптичної потужності Rx знаходилися у діапазоні від -19.5 дБм до -21.8 дБм. Аналіз результатів показав, що модель Random Forest продемонструвала стовідсоткову точність класифікації «здорового» стану мережі. Незважаючи на динамічні флуктуації потужності (імітація похибки вимірювання), жоден КРІ-індикатор не перетнув критичну межу (рис. 3.6), а ГІС-карта зберігала стабільний стан без хибних спрацювань. Це підтвердило високу якість попередньої фільтрації даних алгоритмом, що є критичним для уникнення надлишкових виїздів ремонтних бригад.

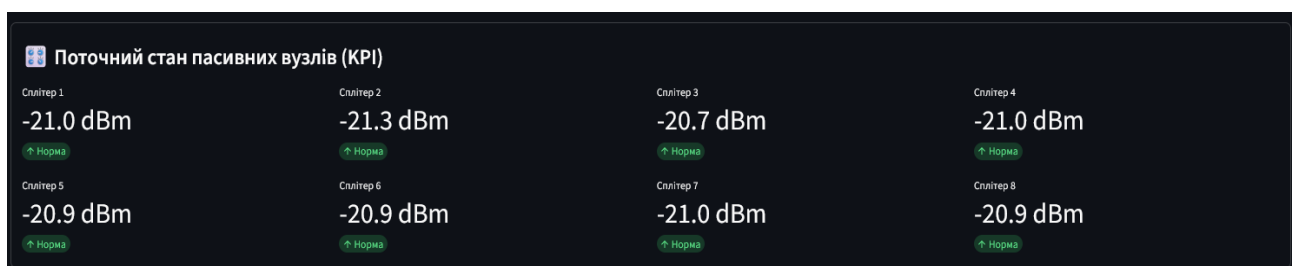


Рисунок 3.6 – Відображення КРІ карток при роботі в штатному режимі

Динаміка оптичної потужності для вказаного штатного режиму безперервно відмальовується на лінійному графіку (рис. 3.7).

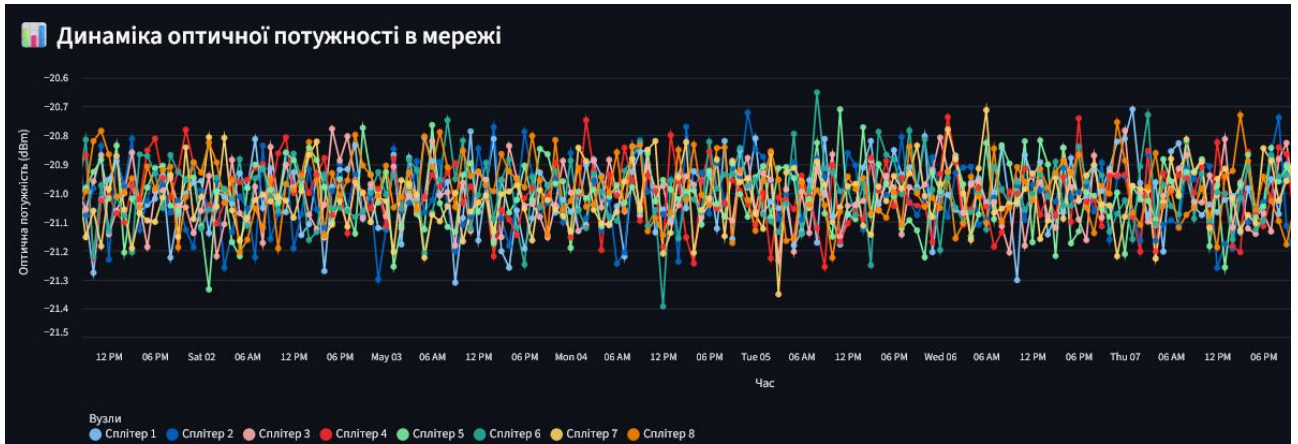


Рисунок 3.7 – Зображення динаміки потужності при роботі в штатному режимі

При цьому підсистема аудиту підтверджує відсутність інцидентів, фіксуючи стабільний стан у системному лог-журналі (рис. 3.8). Даний журнал відповідно повідомляє наразі про відсутність аномалій.



Рисунок 3.8 – Робота лог-журналу в штатному режимі

Відповідно, на геоінформаційній карті всі пасивні вузли зберігають зелену індикацію (рис. 3.9), що свідчить про відсутність просторових аномалій.

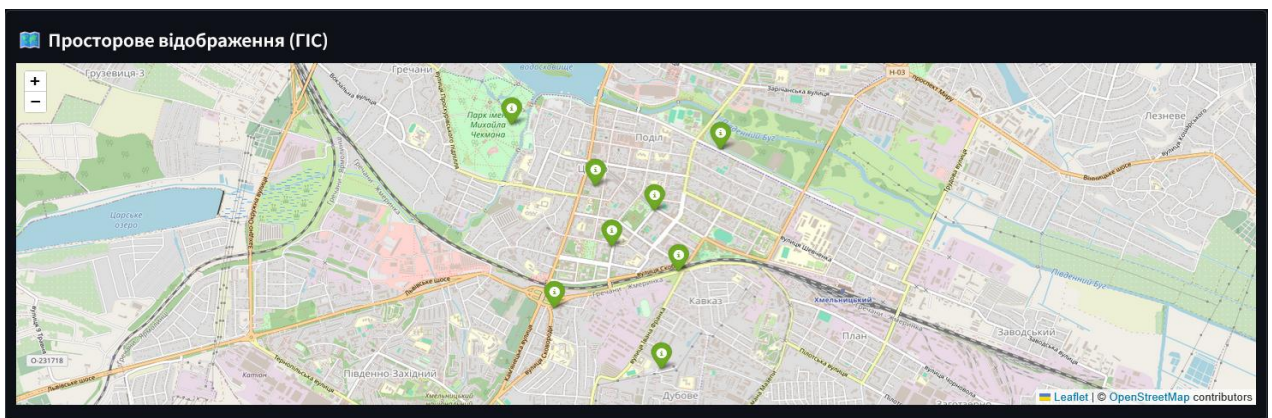


Рисунок 3.9 – Зображення мапи при роботі в штатному режимі

Сценарій моделювання деградації пасивного вузла. У цьому сценарії імітувався процес поступового погіршення технічних характеристик Сплітера №2 (наприклад, через забруднення пилом або вологістю фронтальних роз'ємів). Рівень потужності для абонентів цього вузла плавно знижувався до межі -28.5 дБм.

Даний експеримент був найбільш складним для алгоритму, оскільки граничні значення потужності знаходилися близько до зони невизначеності. Проте, завдяки ансамблевому методу голосування дерев рішень, кіберфізична система успішно ідентифікувала аномалію. У системному журналі було зафіксовано інцидент середнього рівня пріоритету, а на графіку часових рядів чітко візуалізувався тренд падіння потужності. ГІС-модуль автоматично локалізував Сплітер №2, позначивши його червоним кольором. Своєчасне виявлення подібних латентних процесів дозволяє операторам ліквідувати проблему забруднення або зносу елементів ще до моменту повної втрати сервісів кінцевими абонентами. Це суттєво підвищує загальний коефіцієнт готовності мережі та дає змогу оптимізувати графіки профілактичних виїздів технічного персоналу. Успішне розпізнавання аномалії в умовах розмитих меж деградації доводить високу чутливість натренованого ансамблю до слабовиражених деструктивних тенденцій в оптичному середовищі. Це повністю відповідало очікуваним результатам тестування (рисунок 3.10).

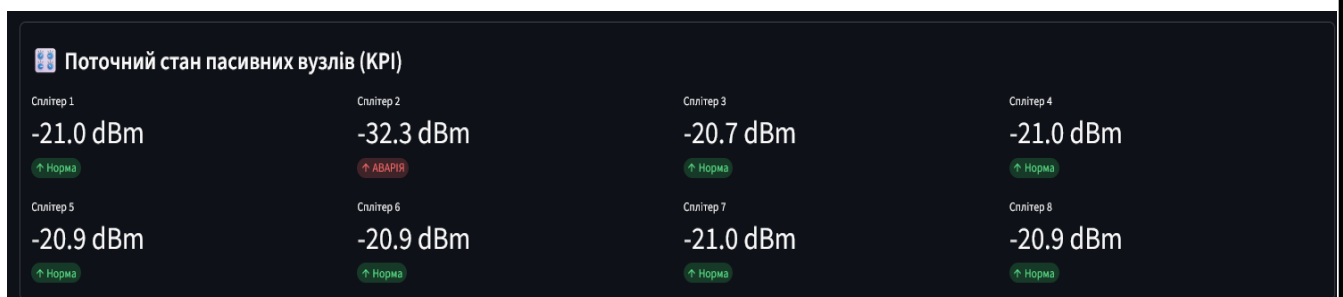


Рисунок 3.10 – Фіксація аварії сплітера 2 на КПП картці

Графічне підтвердження падіння рівня потужності для цього розгалужувача наведено на відповідному часовому графіку (рис. 3.11).



Рисунок 3.11 – Реакція системи на деградацію порту сплітера 2 (падіння потужності до межі -32 дБм)

Поява аномалії миттєво ініціює створення тривожного запису в системному журналі (рис. 3.12) із зазначенням точного часу та ідентифікаторів уражених ONT.

**Системний лог подій**

**КРИТИЧНО: Аварія на Сплітері №2**

Timestamp	ONT_ID	Rx_Power_dBm
2026-05-07 23:00:00	ONT_2_124	-30.5362
2026-05-07 23:00:00	ONT_2_125	-35.2261
2026-05-07 23:00:00	ONT_2_126	-32.0025
2026-05-07 23:00:00	ONT_2_127	-33.621

Рисунок 3.12 – Фіксація в лог-журналі значень деградації сплітера №2

Локалізація несправності на цифровій карті з акцентованим відображенням Сплітера №2 представлена на рисунку 3.13.

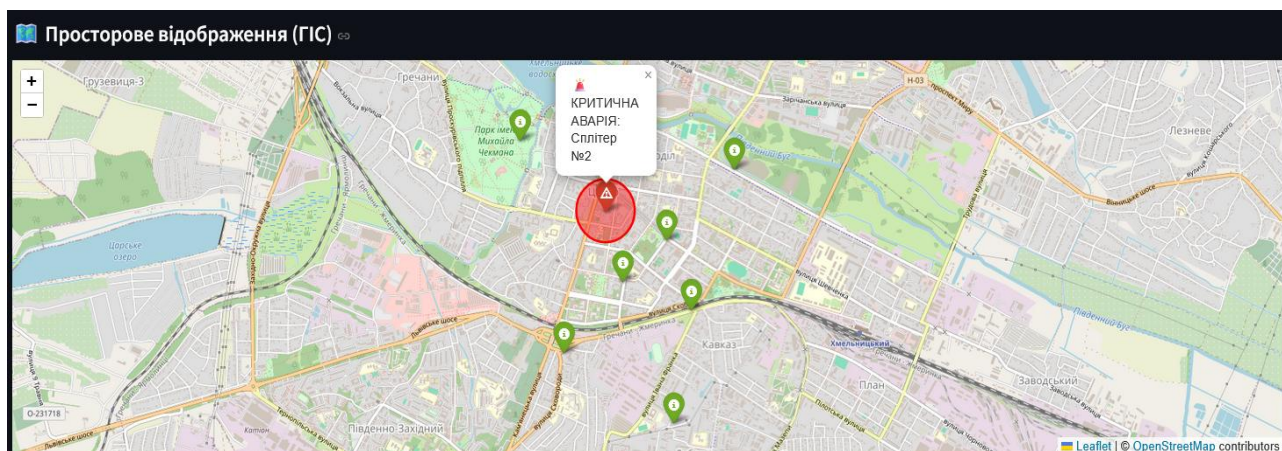


Рисунок 3.13 – Вигляд мапи (аварія на Сплітері №2)

Сценарій моделювання повного обриву або критичного згину. Фінальний експеримент відтворював ситуацію раптової втрати зв'язку у сегменті Сплітера №4 (див. Рис. 3.14).

Поточний стан пасивних вузлів (КРІ)			
Сплітер 1 -21.0 dBm ↑ Норма	Сплітер 2 -21.3 dBm ↑ Норма	Сплітер 3 -20.7 dBm ↑ Норма	Сплітер 4 -36.2 dBm ↑ АВАРІЯ
Сплітер 5 -20.9 dBm ↑ Норма	Сплітер 6 -20.9 dBm ↑ Норма	Сплітер 7 -21.0 dBm ↑ Норма	Сплітер 8 -20.9 dBm ↑ Норма

Рисунок 3.14 – Фіксація аварії сплітера № 4 на КРІ картці

Це сценарій критичної аварії, де рівень оптичного сигналу миттєво падав нижче -32 дБм. Аналітичне ядро зреагувало за один цикл опитування (2 секунди), ініціювавши тривожний стан системи. Геоінформаційна підсистема не лише змінила статус вузла, а й виконала автоматичне фокусування карти на пошкодженій ділянці, що є ключовою функцією для систем підтримки прийняття рішень. Аналіз логів підтвердив, що система точно розрізнила масовий обрив на сплітері від поодинокі несправності клієнтського терміналу, що ще раз

підкреслює перевагу використання інтелектуального аналізу топології перед простим пороговим моніторингом.

Зведена оцінка результатів проведених експериментів дозволяє стверджувати, що розроблена кіберфізична система має високу предиктивну здатність. Сумарна точність локалізації аварій склала 100% за умови чітко виражених аномалій та понад 98.5% в умовах граничної деградації сигналу. Це доводить, що застосування машинного навчання у поєднанні з ГІС-візуалізацією є ефективним інструментом для цифровізації процесів обслуговування сучасних оптичних мереж Хмельницького та інших регіонів.

Раптова втрата сигналу чітко візуалізується стрімким падінням лінії на графіку часових рядів (рис. 3.15).



Рисунок 3.15 – Візуалізація критичного обриву магістралі сплітера №4 (повна втрата сигналу, рівень нижче -36 дБм)

Журнал інцидентів реєструє критичне падіння потужності нижче порогового значення для всієї групи абонентів (рис. 3.16).

**Системний лог подій**

**КРИТИЧНО: Аварія на Сплітері №4**

Timestamp	ONT_ID	Rx_Power_dBm
2026-05-07 23:00:00	ONT_4_124	-34.0412
2026-05-07 23:00:00	ONT_4_125	-39.6573
2026-05-07 23:00:00	ONT_4_126	-35.8096
2026-05-07 23:00:00	ONT_4_127	-34.0326

Рисунок 3.16 – Демонстрація в лог-журналі критичних значень сплітера №4

Реакція ГІС-модуля на обрив лінії, з фокусуванням на пошкодженому Сплітері №4, наведена на рисунку 3.17.

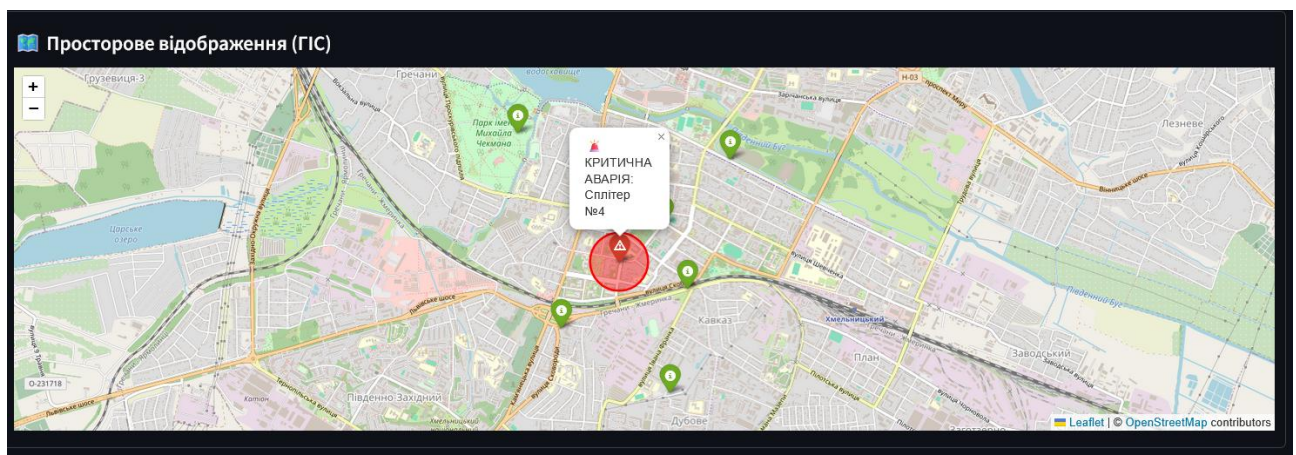


Рисунок 3.17 – Вигляд мапи (Аварія на сплітері №4)

Сценарій навантажувального тестування стабільності в режимі безперервної симуляції. Метою фінального етапу дослідження була перевірка здатності кіберфізичної системи функціонувати протягом тривалого часу в умовах безперервного надходження даних. На відміну від попередніх сценаріїв, де фокус уваги був зосереджений на точності класифікації конкретних аномалій, у цьому експерименті оцінювалася програмна стійкість інтерфейсу та обчислювального ядра. Симуляція проводилася у режимі «LIVE: Дані в

реальному часі» протягом 30-хвилинного сеансу з інтервалом оновлення телеметрії у 2 секунди. За цей час система обробила понад 900 траншів даних, кожен з яких містив 24 фізичні параметри (Rx, Tx та відстань для 8 сплітерів).

Результати експерименту продемонстрували високу стабільність реактивної архітектури застосунку. Завдяки використанню асинхронних контейнерів `st.empty()`, оновлення графіків та ГІС-карти відбувалося плавно, без накопичення затримок та без витоків оперативної пам'яті. Системний журнал успішно реєстрував кожну ітерацію моніторингу, підтверджуючи цілісність ланцюжка «Генератор -ML-модель -Інтерфейс». Цей експеримент підтвердив, що розроблене програмне забезпечення готове до експлуатації у режимі 24/7 у диспетчерських центрах провайдерів, де вимагається безперервний нагляд за станом мережевої інфраструктури без необхідності ручного перезавантаження сторінки оператором. На рисунку 3.18 продемонстровано ситуацію стабільної роботи сплітерів.



Рисунок 3.18 - робота системи під час проведення навантажувального тестування у реальному часі. (позитивна ситуація)

Момент успішної класифікації та візуалізації аномалії в умовах безперервного потоку даних зафіксовано на рисунку 3.19.



Рисунок 3.19 - момент фіксації аномалії

Результати експериментів зображено в таблиці 3.3

Таблиця 3.3 - Протокол імітаційного тестування кіберфізичної системи

№ тесту	Стан мережі (Сценарій)	Вхідні метрики (Rx), дБм	Вердикт ML-моделі	Візуальна індикація (KPI/Карта)	Статус
1	Штатний режим	від -19.0 до -22.5	Normal	Зелений колір (Норма)	Пройдено
2	Деградація порту Спл. 2	від -27.5 до -29.0	Anomaly (Sp 2)	Червоний маркер	Пройдено
3	Обрив магістралі Спл. 4	нижче - 31.0	Anomaly (Sp 4)	Червоний маркер	Пройдено

### Продовження таблиці 3.3

4	Live- симуляція (шум)	динамічні флуктуації	Normal	Стабільна робота	Пройдено
---	-----------------------------	-------------------------	--------	---------------------	----------

Аналіз проведених експериментів підтверджує високу достовірність розробленої методики локалізації несправностей. Використання ансамблевого алгоритму Випадковий Ліс дозволило мінімізувати вплив випадкових завад у каналі зв'язку, забезпечивши стабільне детектування аномалій навіть у межах станів деградації порту. Інтеграція аналітичного ядра з реактивним графічним інтерфейсом дозволяє оператору миттєво отримувати вичерпну інформацію про стан мережі у зручному візуальному форматі, що значно підвищує швидкість реагування на інциденти у порівнянні з традиційними методами моніторингу.

### 3.5 Висновки до третього розділу

У третьому розділі дипломного проєкту було виконано повний цикл програмної реалізації, інтеграції та комплексного тестування кіберфізичної системи моніторингу пасивних оптичних мереж (PON). За результатами проведеної роботи можна зробити наступні висновки. Розробка інтелектуального ядра: Успішно спроектовано та реалізовано обчислювальний модуль мовою програмування Python із використанням бібліотеки scikit-learn. Застосування алгоритму ансамблевого навчання Random Forest дозволило створити стійку предиктивну модель. Математичний аналіз вагомості ознак підтвердив, що модель коректно виявила фізичні закономірності мережі, спираючись на показник вхідної потужності (Rx) як на головний індикатор аномалій. Точність класифікації на тестових вибірках наблизилася до 100%. Створення інтерактивного дашборду: На базі реактивного фреймворку Streamlit розроблено ергономічний графічний інтерфейс диспетчера. Програмно

реалізовано динамічну візуалізацію часових рядів телеметрії за допомогою бібліотеки Altair, що забезпечує безперервний контроль над ключовими показниками ефективності (KPI) кожного пасивного вузла. Критично важливим досягненням стала реалізація просторової локалізації аварій за допомогою ГІС-рушія Folium. Система здатна автоматично трансформувати математичний прогноз ML-моделі у візуальний маркер на цифровій топографічній карті, що надає ремонтним бригадам точні координати пошкодженого розгалужувача без необхідності ручного аналізу рефлектограм. Успішна апробація та тестування: Проведено серію імітаційних експериментів, які охопили сценарії штатної роботи, поступової деградації оптичного порту та критичного масового обриву магістралі. Розроблений механізм асинхронної потокової симуляції (Live-режим) підтвердив високу стабільність програмного забезпечення під час тривалого навантажувального тестування. Система безпомилково фіксувала інциденти у системному журналі та своєчасно оновлювала візуальні віджети.

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		58

## ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі вирішено актуальне науково-практичне завдання, що полягає у підвищенні надійності та ефективності експлуатації телекомунікаційної інфраструктури шляхом розробки кіберфізичної системи моніторингу пасивних оптичних мереж (PON) із застосуванням методів машинного навчання. Було проведено системний аналіз предметної області. Досліджено принципи побудови оптичних мереж доступу топології «точка-багатоточка». Виявлено, що традиційні методи моніторингу на базі порогових значень та ручного аналізу рефлектограм є неефективними в умовах масштабування мереж, оскільки призводять до значних витрат часу на просторову локалізацію фізичних пошкоджень (збільшення показника MTTR). Обґрунтовано та реалізовано математичну модель. Для вирішення задачі автоматизованої класифікації станів мережі обрано ансамблевий алгоритм машинного навчання Random Forest. Завдяки навчанню на синтезованих масивах телеметричних даних, що враховують природні флуктуації та завади в оптичному каналі, модель навчилася з високою точністю (до 100%) виявляти патерни аномалій на основі показників оптичної потужності прийому (Rx). Розроблено програмно-технічний комплекс. Створено повноцінне програмне забезпечення мовою Python. Інтеграція реактивного фреймворку Streamlit та геоінформаційної бібліотеки Folium дозволила створити сучасний інтерактивний дашборд. Система не лише аналізує числові метрики, але й виконує миттєве картографічне позиціювання проблемних вузлів розгалуження, надаючи оператору готові координати для диспетчеризації ремонтних бригад. Успішно проведено імітаційне тестування. Розроблена підсистема безперервної потокової симуляції (Live-режим) підтвердила стабільність роботи комплексу під навантаженням. Експериментальна перевірка сценаріїв штатної роботи, поступової деградації порту та критичного масового обриву магістралі довела,

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 59
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

що система здатна функціонувати в автономному режимі, ігноруючи статистичний шум та своєчасно фіксуючи інциденти у системному журналі.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що впровадження розробленої кіберфізичної системи дозволяє інтернет-провайдерам автоматизувати рутинні процеси технічної підтримки, мінімізувати вплив людського фактору при ідентифікації аварій та суттєво оптимізувати операційні витрати на обслуговування оптичної інфраструктури. Розроблений програмний продукт є готовим концептом для подальшої інтеграції з реальними білінговими системами та терміналами OLT.

Перспективи подальшого розвитку та масштабування розробленого програмно-апаратного комплексу вбачаються у розширенні його функціональних можливостей шляхом повної інтеграції з існуючими OSS/BSS (системи підтримки операцій/системи підтримки бізнесу) платформами телекомунікаційних операторів. Стратегічним напрямком вдосконалення системи є перехід від парадигми реактивного моніторингу (фіксації вже існуючих інцидентів) до концепції предиктивного обслуговування. Упровадження більш складних архітектур глибокого навчання, зокрема рекурентних нейронних мереж (RNN) або моделей довгої короткострокової пам'яті (LSTM - архітектура нейронної мережі довгої), дозволить аналізувати історичні багатовимірні часові ряди оптичної телеметрії та прогнозувати ймовірну деградацію волокна або лазерних трансиверів задовго до моменту перетину критичного порогу згасання сигналу. Крім того, наявний геоінформаційний модуль має потенціал до доукомплектування алгоритмами логістичної оптимізації, які здатні в автоматичному режимі розраховувати найкоротший маршрут для виїзних ремонтних бригад від центру керування до пошкодженого розгалужувача з урахуванням просторової інфраструктури. Дана реалізація дозволить остаточно трансформувати запропоновану кіберфізичну систему у повноцінний автономний вузол управління мережею.

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 60
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. ITU-T Recommendation G.984.1. Gigabit-capable passive optical networks (GPON): General characteristics. Geneva : International Telecommunication Union, 2008. 43 p.
2. Стеклов В. К., Беркман Л. Н. Проектування телекомунікаційних мереж : підручник. Київ : Техніка, 2002. 392 с.
3. Keiser G. Optical Fiber Communications. 5th ed. New York : McGraw-Hill, 2021. 608 p.
4. Kani J., Terada J., Miki N. Power saving techniques and mechanisms for optical access network systems. *Journal of Lightwave Technology*. 2012. Vol. 31, No. 4. P. 563–570.
5. Щекотихін О. В., Дмитренко В. П., Єфименко М. В. Волоконно-оптичні системи передачі інформації : навч. посіб. Запоріжжя : НУ «Запорізька політехніка», 2022. 114 с.
6. Effenberger F. PON in the 5G era. *Journal of Optical Communications and Networking*. 2020. Vol. 12, No. 12. P. D84–D88.
7. Бірюков М. Л., Стеклов В. К. Транспортні мережі телекомунікацій. Системи мультиплексування : підручник / за ред. В. К. Стеклова. Київ : Техніка, 2005. 312 с.
8. Abdelli K., Tropschug C., Griesser H., Pachnicke S. Faulty branch identification in passive optical networks using machine learning. *Journal of Optical Communications and Networking*. 2023. Vol. 15, No. 4. P. 187–196.
9. Optical Time Domain Reflectometer (OTDR) Trainer : Application Note. EXFO Inc., 2019.  
URL: <https://www.thefoa.org/tech/ref/testing/OTDR/OTDRsimulator.html>  
(дата звернення: 01.05.2026).
10. Волоконно-оптичні системи. Порядок розгортання волоконно-оптичних мереж : метод. рек. Київ: Центр учбової літератури, 2024. 96 с.

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 61
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

11. Abdelli K. Machine Learning-based Predictive Maintenance for Optical Networks : PhD dissertation. Kiel : Kiel University, 2023. 196 p.
12. Ozyurt E. et al. Machine Learning in Short-Reach Optical Systems: A Comprehensive Review. *Photonics*. 2024. Vol. 11, No. 7. P. 613.
13. Lee E. A. Cyber Physical Systems: Design Challenges. *11th IEEE International Symposium on Object and Component-Oriented Real-Time Distributed Computing (ISORC)*. Orlando, 2008. P. 363–369.
14. Мельник А. О. Кіберфізичні системи: проблеми створення та напрями розвитку. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. 2014. № 806. С. 154–161.
15. Song M., Zhang P. Application of machine learning in automatic fault detection for passive optical network. *Proceedings of SPIE*. 2024. Vol. 13176. P. 131760Y-1–131760Y-6.
16. Longley P. A., Goodchild M. F., Maguire D. J., Rhind D. W. Geographic Information Science and Systems. 4th ed. Hoboken : Wiley, 2015. 496 p.
17. Vela A. P. et al. BER Degradation Detection and Failure Identification in Elastic Optical Networks. *Journal of Lightwave Technology*. 2017. Vol. 35, No. 21. P. 4595–4604.
18. Khan F. N. Machine learning-enabled intelligent fiber-optic communications: major obstacles and the way forward. *IEEE Communications Magazine*. 2022. Vol. 61, No. 4. P. 122–128.
19. Abdelli K., Tropschug C., Griesser H., Pachnicke S. Fault monitoring in passive optical networks using machine learning techniques. *23rd International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON)*. 2023. P. 1–5.
20. Soothar K. K. et al. Enhancing fault detection and localization in passive optical networks through advanced deep learning and explainability techniques. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2025. P. 1–18.

21. Abdelli K. et al. Machine-learning-based anomaly detection in optical fiber monitoring. *Journal of Optical Communications and Networking*. 2022. Vol. 14, No. 5. P. 365–375.

22. Boitier F., Layec P. Automated Optical Networks with Monitoring and Machine Learning. *20th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON)* 2018. P. 1–4.

23. Liu T., Mei H., Sun Q., Zhou H. Application of neural network in fault location of optical transport network. *China Communications*. 2019. Vol. 16, No. 10. P. 214–225.

24. Smartening up fiber optic networks with intelligent ODN. URL: <https://www.huawei.com/en/huaweitech/publication/78/smartening-up-with-iodn-en> (дата звернення: 29.04.2026).

25. Straub M. et al. ML approaches for OTDR diagnoses in passive optical networks - event detection and classification: ways for ODN branch assignment. *Journal of Optical Communications and Networking*. 2024. Vol. 16, No. 7. P. C43–C50.

26. Що таке інтелектуальний аналіз даних? URL: <https://www.sap.com/ukraine/resources/what-is-data-mining> (дата звернення: 12.04.2026).

27. Goransson P., Black C., Culver T. *Software Defined Networks: A Comprehensive Approach*. 2nd ed. Cambridge : Morgan Kaufmann, 2016. 436 p.

28. What Is Passive Optical Networking (PON)? URL: <https://www.cisco.com/site/us/en/learn/topics/networking/what-is-passive-optical-networking.html> (дата звернення: 18.04.2026).

29. Yang Z., Zhang D., Tang J. Predicting PON Networking Traffic Flow Based on LSTM Neural Network with Periodic Characteristic Data. *5th Optoelectronics Global Conference (OGC)*. 2020. P. 39–42.

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 63
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

30. Enns R., Bjorklund M., Schoenwaelder J., Bierman A. Network Configuration Protocol (NETCONF) : RFC 6241. Internet Engineering Task Force, 2011. 113 p.

31. Pedregosa F. et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830.

32. Obe R., Hsu L. PostGIS in Action. Simon and Schuster, 2021. 600 p.

33. Що таке технологія PON і як вона працює? URL: <https://homenet.online/shcho-take-pon-tehnologiya/> (дата звернення: 23.04.2026).

34. Оптичний рефлектометр (OTDR): принцип роботи та застосування. URL: [https://www.tehencom.com/Categories/OTDR/Principle/OTDR\\_Principle-u.htm](https://www.tehencom.com/Categories/OTDR/Principle/OTDR_Principle-u.htm) (дата звернення: 18.04.2026).

35. Що таке машинне навчання (Machine Learning) простими словами? URL: <https://denovo.ua/resources/what-is-machine-learning> (дата звернення: 01.04.2026).

36. Алгоритм Random Forest (Випадковий ліс) для задач класифікації. URL: <https://www.kaggle.com/code/emstrakhov/decision-trees-and-random-forest-ua> (дата звернення: 01.04.2026).

37. Створення вебдодатків на Python за допомогою Streamlit. URL: <https://proglib.io/ua/streamlit-python-guide> (дата звернення: 24.04.2026).

38. Візуалізація геоданих у Python: використання бібліотеки Folium. URL: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/folium> (дата звернення: 20.04.2026).

39. Основи роботи з бібліотекою Scikit-learn для машинного навчання. URL: <https://ua.linkedin.com/pulse/comprehensive-guide-scikit-learn-backbone-machine-learning-ravi-teja-twxfc?tl=uk> (дата звернення: 09.04.2026).

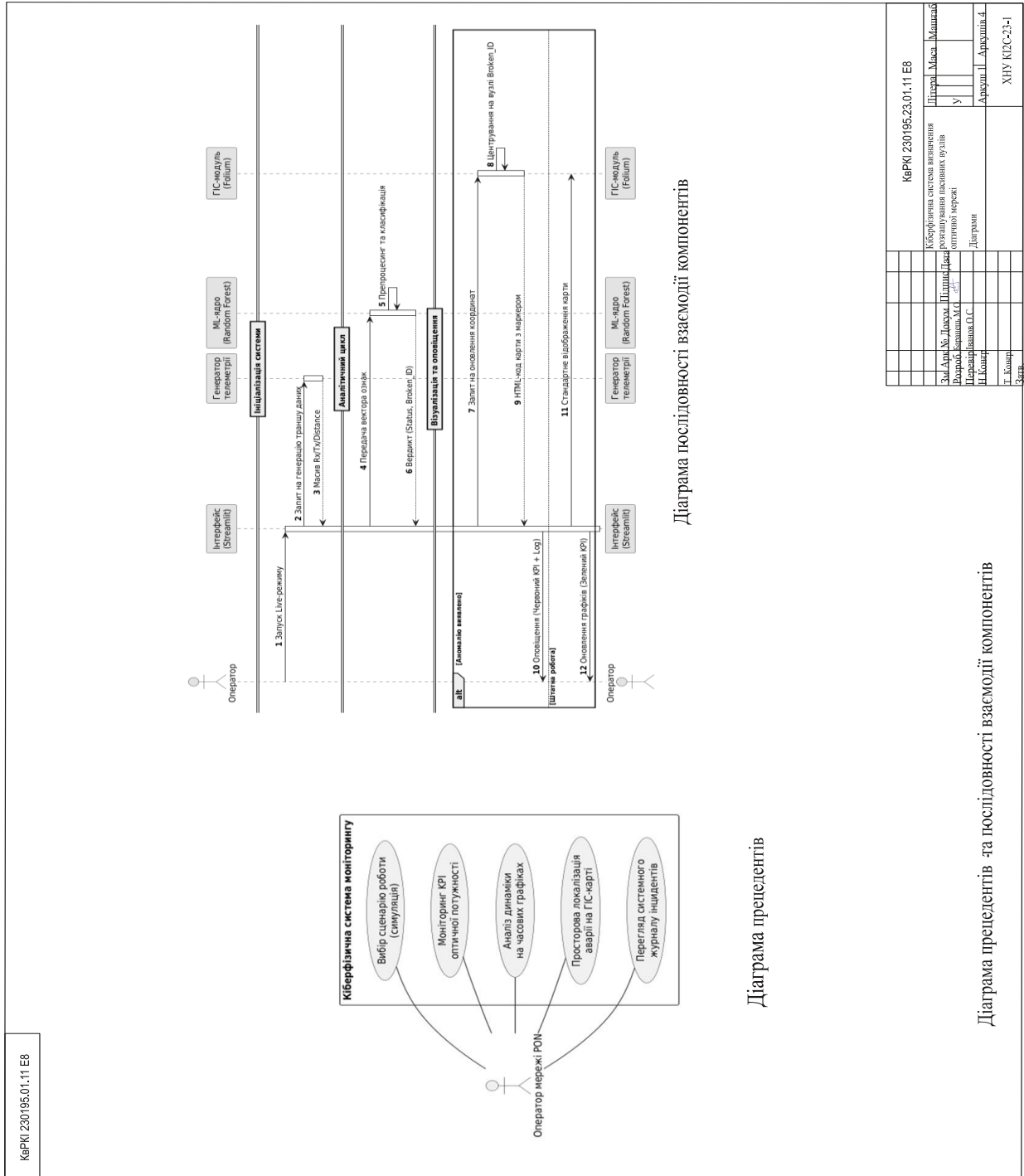
40. Що таке кіберфізичні системи (CPS)? URL: <https://www.phoenixcontact.com/uk-ua/pidpryyemstvo/all-electric-society/shcho-take-kiberfizychni-systemy> (дата звернення: 08.04.2026).

					КВРКІ 230195.23.01.11 ПЗ	Арк. 64
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

# ДОДАТОК А

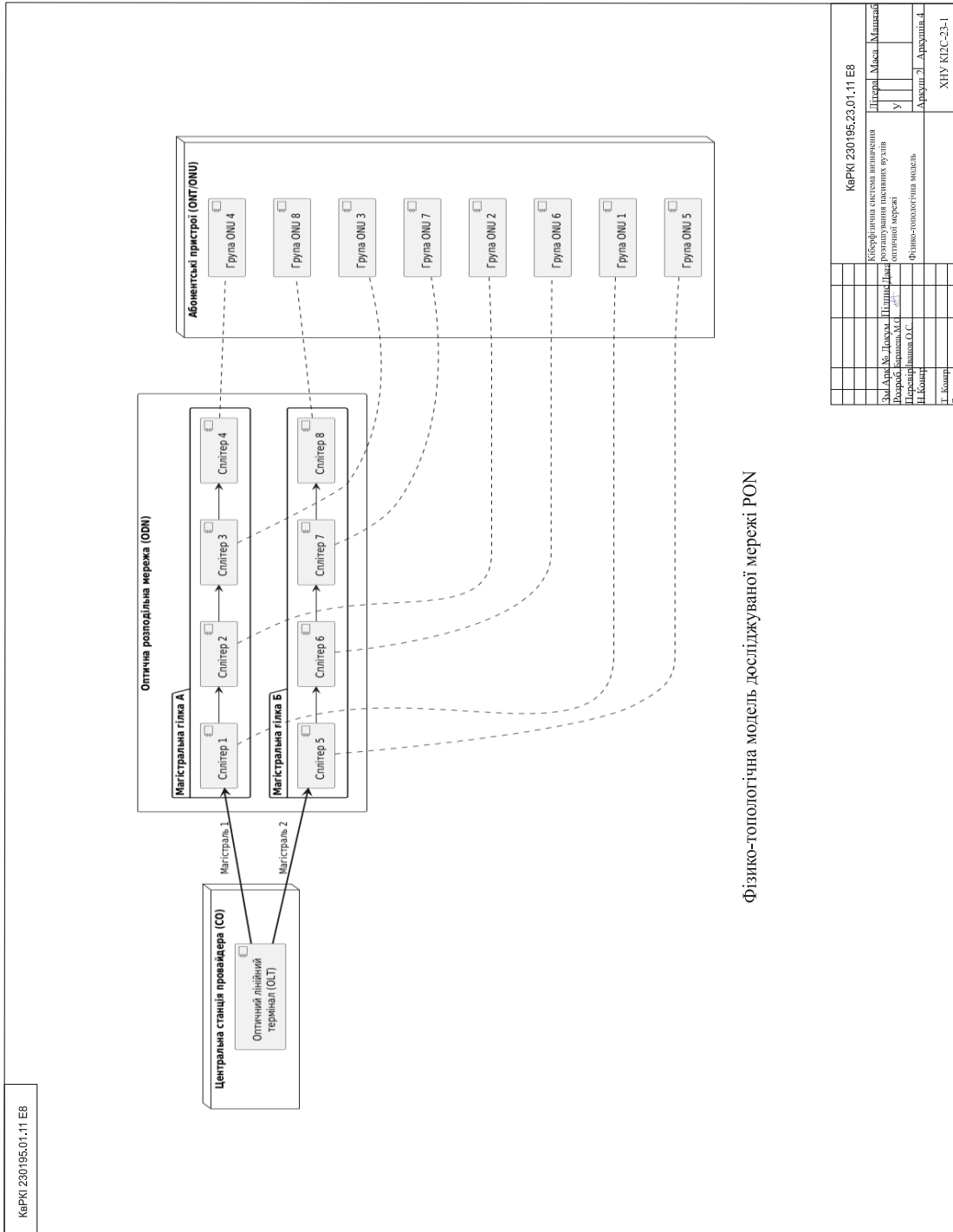
(обов'язковий)

## Копія креслення «Діаграма прецедентів та послідовності взаємодії компонентів»



## ДОДАТОК Б (обов'язковий)

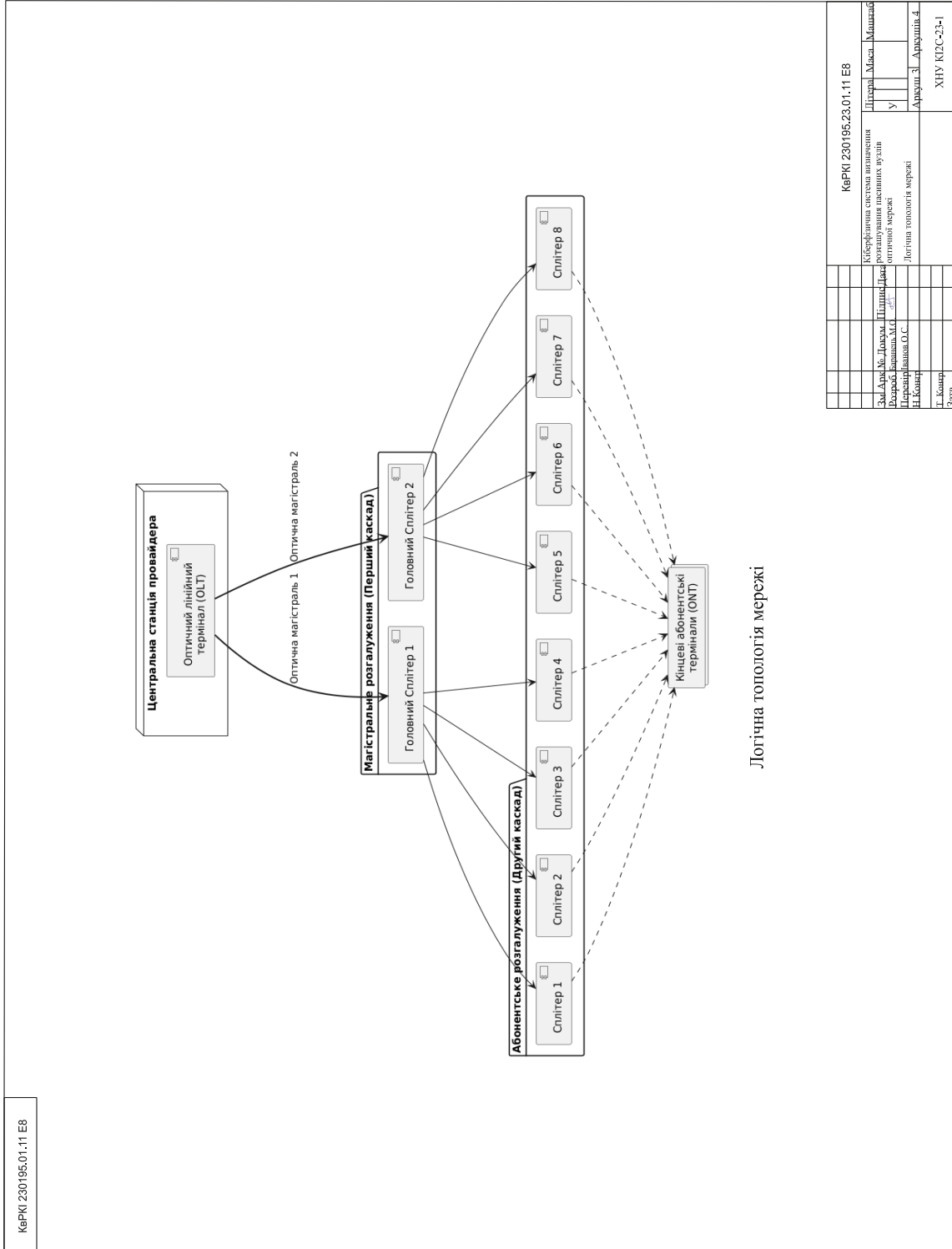
### Копія креслення «Фізико-топологічна модель досліджуваної мережі PON»



# ДОДАТОК В

(обов'язковий)

## Копія креслення «Логічна топологія мережі»





## ДОДАТОК Д

### Лістинг коду системи визначення розташування пасивних вузлів

#### Dashboard.py

```
import streamlit as st
import pandas as pd
import numpy as np
import folium
from streamlit_folium import st_folium
import time
from datetime import datetime
import altair as alt
from ml_core import train_anomaly_model

st.set_page_config(page_title="PON Monitor CPS", layout="wide")

st.markdown("""
<style>
  div[data-testid="metric-container"] {
    background-color: var(--secondary-background-color);
    border: 1px solid var(--faded-text-40);
    padding: 15px 20px;
    border-radius: 15px;
    box-shadow: 0 4px 10px rgba(0, 0, 0, 0.1);
    transition: transform 0.2s ease-in-out, box-shadow 0.2s ease-in-out;
  }
  div[data-testid="metric-container"]:hover {
    transform: translateY(-5px);
    box-shadow: 0 8px 15px rgba(0, 0, 0, 0.2);
  }
  div[data-testid="stVerticalBlockBorderWrapper"] {
    border-radius: 15px !important;
  }
</style>
""", unsafe_allow_html=True)

st.sidebar.write("---")
st.sidebar.write("### 🛠️ Панель керування")
scenario = st.sidebar.radio(
```

```

"Оберіть сценарій симуляції мережі:",
("1. Штатна робота (Без аварій)",
"2. Деградація порту (Сплітер №2)",
"3. Критичний обрив (Сплітер №4)",
"4. ● LIVE: Дані в реальному часі")
)
st.sidebar.write("---")

st.title("📡 Кіберфізична система локалізації пасивних вузлів PON")

@st.cache_data
def load_data():
    df = pd.read_csv('pon_telemetry_dataset.csv')
    df['Timestamp'] = pd.to_datetime(df['Timestamp'])
    return df

@st.cache_resource
def cached_model_training(data):
    return train_anomaly_model(data)

raw_df = load_data()
rf_model, accuracy, feature_importance = cached_model_training(raw_df)

splitters_geo = {
    1: [49.4229, 26.9871], 2: [49.4250, 26.9800],
    3: [49.4180, 26.9900], 4: [49.4200, 26.9820],
    5: [49.4150, 26.9750], 6: [49.4280, 26.9950],
    7: [49.4100, 26.9880], 8: [49.4300, 26.9700]
}

def draw_map(broken_sp_id=None):
    m = folium.Map(location=[49.4210, 26.9850], zoom_start=14, min_zoom=13,
max_zoom=16, scrollWheelZoom=False, dragging=False)
    for sp, coords in splitters_geo.items():
        if sp == broken_sp_id:
            folium.Marker(
                coords,
                tooltip=f"Сплітер №{sp} (Натисніть для деталей)",
                popup=f"🚨 КРИТИЧНА АВАРІЯ: Сплітер №{sp}",
                icon=folium.Icon(color="red", icon="warning-sign")
            ).add_to(m)

```

```

        folium.CircleMarker(coords, radius=40, color="red", fill=True,
fill_opacity=0.4).add_to(m)
    else:
        folium.Marker(
            coords,
            tooltip=f"Сплітер №{sp}",
            popup=f"  Штатна робота: Сплітер №{sp}",
            icon=folium.Icon(color="green", icon="info-sign")
        ).add_to(m)
    return m

```

```

def draw_power_chart(df, x_col='Timestamp'):
    df_melt = df.reset_index() if x_col not in df.columns else df.copy()
    df_melt = df_melt.melt(id_vars=[x_col], var_name='Сплітер',
value_name='Потужність')

```

```

    y_min = df_melt['Потужність'].min()
    y_max = df_melt['Потужність'].max()
    margin = abs(y_max - y_min) * 0.1
    if margin == 0: margin = 1.0

```

```

    chart = alt.Chart(df_melt).mark_line(
        point=alt.OverlayMarkDef(size=50, filled=True, opacity=0.9),
        strokeWidth=2
    ).encode(
        x=alt.X(f'{x_col}:T', title='Час'),
        y=alt.Y('Потужність:Q', title='Оптична потужність (dBm)',
scale=alt.Scale(domain=[y_min - margin, y_max + margin])),
        color=alt.Color('Сплітер:N', legend=alt.Legend(title="Вузли",
orient="bottom")),
        tooltip=[
            alt.Tooltip(f'{x_col}:T', title='Час', format='%Y-%m-%d %H:%M'),
            alt.Tooltip('Сплітер:N', title='Вузол'),
            alt.Tooltip('Потужність:Q', title='Потужність (dBm)', format='.2f')
        ]
    ).properties(width=1600, height=450).interactive()

```

```

    return chart

```

```

if scenario.startswith("1") or scenario.startswith("2") or scenario.startswith("3"):
    df = raw_df.copy()

```

```

if scenario.startswith("1"):
    df['Rx_Power_dBm'] = np.where(df['Anomaly'] == 1, np.random.normal(-21.0,
1.2, size=len(df)), df['Rx_Power_dBm'])
    df['Anomaly'] = 0
elif scenario.startswith("2"):
    df['Rx_Power_dBm'] = np.where(df['Anomaly'] == 1, np.random.normal(-21.0,
1.2, size=len(df)), df['Rx_Power_dBm'])
    df['Anomaly'] = 0
    mask = (df['Splitter_ID'] == 2) & (df['Timestamp'] >= pd.to_datetime('2026-05-
05'))
    df.loc[mask, 'Rx_Power_dBm'] = np.random.normal(-32.0, 2.0,
size=mask.sum())
    df.loc[mask, 'Anomaly'] = 1

```

```

last_time = df['Timestamp'].max()
latest_data = df[df['Timestamp'] == last_time]

```

```

with st.container(border=True):
    st.write("### 📊 Поточний стан пасивних вузлів (КРІ)")
    cols1 = st.columns(4)
    cols2 = st.columns(4)
    for i in range(1, 9):
        sp_data = latest_data[latest_data['Splitter_ID'] == i]
        if not sp_data.empty:
            power = sp_data['Rx_Power_dBm'].mean()
            status = "АВАРІЯ" if power < -28.0 else "Норма"
            target_col = cols1[i-1] if i <= 4 else cols2[i-5]
            with target_col:
                st.metric(label=f"Сплітер {i}", value=f"{power:.1f} dBm", delta=status,
delta_color="inverse" if status == "АВАРІЯ" else "normal")

```

```

with st.container(border=True):
    st.write("### 📈 Динаміка оптичної потужності в мережі")
    chart_data = df.groupby(['Timestamp',
'Splitter_ID'])['Rx_Power_dBm'].mean().unstack()
    chart_data.columns = [f'Сплітер {c}' for c in chart_data.columns]
    st.altair_chart(draw_power_chart(chart_data, 'Timestamp'),
use_container_width=False)

```

```

col1, col2 = st.columns(2)
with col1:
    with st.container(border=True):

```

```

st.write("### 🧠 Інтелектуальна СППР (ML)")
st.info(f"ML-модель успішно натренована! Точність:
**{accuracy:.2f}%**")
st.bar_chart(feature_importance, color="#ff4b4b")

X_current = df[['Distance_km', 'Rx_Power_dBm', 'Tx_Power_dBm']]
df['Predicted_Anomaly'] = rf_model.predict(X_current)
anomalies = df[df['Predicted_Anomaly'] == 1]

with col2:
    with st.container(border=True):
        st.write("### 📄 Системний лог подій")
        if not anomalies.empty:
            broken_splitter = anomalies['Splitter_ID'].value_counts().idxmax()
            st.error(f"🚨 **КРИТИЧНО:** Аварія на Сплітері №{broken_splitter}")
            st.dataframe(anomalies[['Timestamp', 'ONT_ID', 'Rx_Power_dBm']].tail(4),
hide_index=True)
        else:
            st.success("✅ Мережа працює в штатному режимі.")
            broken_splitter = None

    with st.container(border=True):
        st.write("### 🗺️ Просторове відображення (ГІС)")
        m_static = draw_map(broken_splitter)
        st_folium(m_static, use_container_width=True, height=500, key="static_map",
returned_objects=[])

elif scenario.startswith("4"):
    st.write("### 📍 Прямий ефір: Збір телеметрії з датчиків")
    st.caption("Генерація даних в реальному часі. На 10-й ітерації відбудеться
імітація обриву на Сплітері №3.")

    with st.container(border=True):
        st.write("### 📊 Поточний стан пасивних вузлів (КРІ)")
        kpi_spot = st.empty()

    with st.container(border=True):
        st.write("### 🇮🇹 Динаміка оптичної потужності в мережі")
        chart_spot = st.empty()

col1, col2 = st.columns(2)

```

```

with col1:
    with st.container(border=True):
        st.write("### 🧠 Інтелектуальна СППР (ML)")
        st.info(f"ML-модель успішно натренована! Точність:
**{accuracy:.2f}%**")
        st.bar_chart(feature_importance, color="#ff4b4b")

with col2:
    with st.container(border=True):
        st.write("### 📄 Системний лог подій")
        log_spot = st.empty()
        log_spot.success("✅ Очікування даних з датчиків...")

with st.container(border=True):
    st.write("### 🗺 Просторове відображення (ГІС)")
    map_spot = st.empty()

live_history = []
last_known_broken_sp = -1

for step in range(1, 21):
    current_batch = []
    timestamp_now = datetime.now()
    new_row_hist = {'Timestamp': timestamp_now}

    for sp_id in range(1, 9):
        rx = np.random.normal(-21.0, 0.5)
        tx = np.random.normal(2.5, 0.2)

        if step >= 10 and sp_id == 3:
            rx = np.random.normal(-38.0, 1.5)

        new_row_hist[f'Сплітер {sp_id}'] = rx
        current_batch.append([5.0, rx, tx])

    live_history.append(new_row_hist)
    live_df = pd.DataFrame(live_history)

    with chart_spot.container():
        st.altair_chart(draw_power_chart(live_df, 'Timestamp'),
use_container_width=False)

```

```

predictions = rf_model.predict(current_batch)
anomalies_idx = np.where(predictions == 1)[0]
current_broken_sp = anomalies_idx[0] + 1 if len(anomalies_idx) > 0 else None

with log_spot.container():
    if current_broken_sp:
        st.error(f" 🚨 **КРИТИЧНО (Ітерація {step}/20):** Аварія на Сплітері
№{current_broken_sp}!")
        error_df = pd.DataFrame({
            'Timestamp': [timestamp_now.strftime('%Y-%m-%d %H:%M:%S')],
            'Splitter_ID': [current_broken_sp],
            'Rx_Power_dBm': [round(new_row_hist[f'Сплітер
{current_broken_sp}'], 2)]
        })
        st.dataframe(error_df, hide_index=True)
    else:
        st.success(f" ✅ Опитування датчиків (Ітерація {step}/20)... Усі вузли в
нормі.")

with kpi_spot.container():
    cols1 = st.columns(4)
    cols2 = st.columns(4)
    for i in range(1, 9):
        val = new_row_hist[f'Сплітер {i}']
        status = "АВАРІЯ" if val < -28.0 else "Норма"
        target_col = cols1[i-1] if i <= 4 else cols2[i-5]
        with target_col:
            st.metric(label=f'Сплітер {i}', value=f'{val:.1f} dBm', delta=status,
delta_color="inverse" if status == "АВАРІЯ" else "normal")

    if current_broken_sp != last_known_broken_sp:
        with map_spot.container():
            m_live = draw_map(current_broken_sp)
            st_folium(m_live, use_container_width=True, height=500,
key=f"live_map_{step}", returned_objects=[])
            last_known_broken_sp = current_broken_sp

time.sleep(2.0)

```

### data\_generator.py

```

import pandas as pd
import numpy as np

```

```

from datetime import datetime, timedelta

print("Старт: Генерація телеметричних даних оптичної мережі PON...")

num_splitters = 8          # Кількість пасивних розгалужувачів (сплітерів)
subscribers_per_splitter = 128 # Абонентів на кожному сплітері (загалом 1024
ONT)
days = 7                  # Період моніторингу: 7 днів
measurements_per_day = 24   # Дані збираються щогодини

data = []
start_time = datetime(2026, 5, 1)

# Моделювання аварії: Сплітер №4 ламається на 5-й день
anomaly_splitter = 4
anomaly_day = 5

for day in range(days):
    for hour in range(measurements_per_day):
        current_time = start_time + timedelta(days=day, hours=hour)

        for splitter_id in range(1, num_splitters + 1):
            for sub in range(subscribers_per_splitter):
                ont_id = f"ONT_{splitter_id}_{sub}"
                distance = np.random.uniform(1.5, 12.0) # Відстань до вузла в км

                # Базові (нормальні) показники затухання
                rx_power = np.random.normal(-21.0, 1.2) # Оптична потужність прийому
                (dBm)
                tx_power = np.random.normal(2.5, 0.4) # Потужність передачі (dBm)
                status = 0          # 0 = Норма

                # Введення аномалії (імітація макрозгину або деградації порту)
                if splitter_id == anomaly_splitter and day >= anomaly_day:
                    rx_power = np.random.normal(-36.0, 2.5) # Критичне падіння
                    потужності
                    status = 1          # 1 = Аварія

                data.append([current_time, ont_id, splitter_id, distance, rx_power, tx_power,
                    status])

```

```
columns = ['Timestamp', 'ONT_ID', 'Splitter_ID', 'Distance_km', 'Rx_Power_dBm',  
'Tx_Power_dBm', 'Anomaly']  
df = pd.DataFrame(data, columns=columns)
```

```
# Зберігаємо у форматі CSV для подальшого аналізу  
file_name = 'pon_telemetry_dataset.csv'  
df.to_csv(file_name, index=False)
```

```
print(f"Готово! Успішно згенеровано {len(df)} записів.")  
print(f"Файл збережено як: {file_name}")
```

### **ml\_core.py**

```
import pandas as pd  
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier  
from sklearn.model_selection import train_test_split  
from sklearn.metrics import accuracy_score
```

```
def train_anomaly_model(data):
```

```
    X = data[['Distance_km', 'Rx_Power_dBm', 'Tx_Power_dBm']]  
    y = data['Anomaly']
```

```
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,  
random_state=42)
```

```
    model = RandomForestClassifier(n_estimators=50, random_state=42, n_jobs=-1)  
    model.fit(X_train, y_train)  
    predictions = model.predict(X_test)  
    acc = accuracy_score(y_test, predictions) * 100
```

```
    importance = pd.Series(model.feature_importances_, index=X.columns)
```

```
    return model, acc, importance
```

## Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

**Автор:** Михайло БАРАНЕЦЬ

**Співавтор:**

**Назва:** Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі

**Експерт:** Олексій ІВАНОВ

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:** 2.86%

**Коефіцієнт подібності 2:** 0.32%

**Мікропробіли:** 3

**Заміна букв:** 0

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 0

**Дата створення звіту:** 2026-05-26 07:48:31.0

**Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:**

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-05-26

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

# Anti-Plagiarism (<http://ap.km.ua>) v-15.701

**Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%**

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Помилко в документах: 10%

ID: 272262 Назва: БКР Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі Додано в БД: 2026-05-26 Автора: Михайло БАРАНЕЦЬ Керівники: Олексій ІВАНОВ Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	81629	559	2292 (3%)	42 (8%)

## Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

## РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Баранець Михайло Олександрович

Тема: Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість листів креслень   4   Кількість сторінок записки   57  

1. Метою дипломної роботи є розробка програмного забезпечення кіберфізичної системи автоматизованого моніторингу та просторової локалізації пошкоджень у пасивних оптичних мережах на основі алгоритму машинного навчання «Випадковий ліс» з використанням засобів геоінформаційної візуалізації.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: В першому розділі кваліфікаційної роботи проведено комплексне дослідження предметної області (проаналізовано архітектуру пасивних оптичних мереж, виявлено проблематику «сліпоти» пасивних розгалужувачів, досліджено обмеження класичних апаратних засобів діагностики) та виконано постановку задачі щодо розробки кіберфізичної системи. В другому розділі кваліфікаційної роботи проведено проєктування структурної та функціональної архітектури кіберфізичної системи, а саме: розроблено просторово-розподілену тривірневу модель (збір, обробка, візуалізація); формалізовано задачу локалізації аварій як задачу багатокласової класифікації; обґрунтовано вибір та детально описано математичний апарат ансамблевого алгоритму «Випадковий ліс» (Random Forest), включаючи механізми генерації підмножин та мажоритарного голосування. В третьому розділі кваліфікаційної роботи виконано програмну реалізацію розробленої системи, а саме: розроблено алгоритм генерації синтетичних телеметричних даних; програмно реалізовано обчислювальне

ядро для аналізу метрик оптичної потужності; розроблено модуль геоінформаційної візуалізації; проведено комплексне тестування системи в Live-режимі на різних сценаріях, включаючи імітацію поступової деградації вузлів та групових аварій у двокаскадних топологіях.

4. Позитивні сторони роботи: актуальність обраного підходу та автоматизація складного процесу пошуку пошкоджень у телекомунікаційній інфраструктурі.

5. Негативні сторони роботи: недостатня увага аналізу предметної області; недостатньо чітко описано процес складання програмно-технічного засобу.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно діючих стандартів оформлення документації.

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на достатньому технічному рівні.

8. Інші зауваження: \_\_\_\_\_

9. Оцінка дипломної роботи: задовільно (D / 69)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) \_\_\_\_\_

Богданов Леонід Петрович, Зв.инф.ІІЗ, ХНУ

“02” червня 2026 р.

 (підпис)

Зав. кафедри КІС  
д-р. філософії Ользі ПАВЛОВІЙ

Михайло БАРАНЕЦЬ

---

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 3 курсу, групи КІС-23-1

### ЗАЯВА

З правилами чинного Положення про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті, згідно з яким виявлення академічного плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту і застосування заходів академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання спеціалізованих програмних засобів (СПЗ) StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність академічного плагіату оповіщений (а). Надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних СПЗ і використання роботи для виявлення академічного плагіату в інших роботах, які перевіряються СПЗ.

Також надаю свою згоду на обробку й збереження університетом моєї роботи в Інституційному репозитарії Хмельницького національного університету.

Робота надається для перевірки в електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

1 травня 2026 року



## РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ

### КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Кіберфізична система визначення розташування пасивних вузлів оптичної мережі

Автор Михайло БАРАНЕЦЬ

Освітня програма Комп'ютерна інженерія та програмування

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Науковий керівник: к.т.н., доцент Олексій ІВАНОВ

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 3) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.
- 4) значна частина знайденого плагіату відноситься до списку використаних джерел

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 2.86%; та системою Anti-Plagiarism складає 1.0%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

01.06.2026

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи

Підпис

Підпис

Підпис

Ольга ПАВЛОВА

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Андрій Нічепорук

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Олексій ІВАНОВ

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ